

НЕЧЕТКО-ВОЗМОЖНОСТНЫЙ ПОДХОД К ФОРМАЛИЗАЦИИ И ИСПОЛЬЗОВАНИЮ ЭКСПЕРТНЫХ ЗНАНИЙ ДЛЯ ОЦЕНИВАНИЯ СОСТОЯНИЙ СЛОЖНЫХ ОБЪЕКТОВ

А. В. СПЕСИВЦЕВ

*Санкт-Петербургский федеральный исследовательский центр Российской академии наук,
199178, Санкт-Петербург, Россия
E-mail: sav2050@gmail.com*

Предложен новый нечетко-возможностный подход к решению проблем мониторинга состояний сложных объектов, обеспечивающий возможность извлечения, представления, формализации и использования явных и неявных экспертных знаний об этих объектах с использованием аналитических выражений. Предлагаемый подход сочетает элементы теории нечетких множеств в части представления экспертных знаний и формализации их методами теории планирования экспериментов при оценивании состояния сложных объектов. Функционирование сложных объектов характеризуется наличием как измеряемой, так и неизмеряемой (органолептической) информации, что существенно затрудняет создание математического аппарата управляющих систем. Рассматриваются все этапы решения задачи построения нечетко-возможностной модели, приведен пример использования предложенного подхода для оценивания состояния конкретного сложного объекта.

Ключевые слова: явные и неявные экспертные знания, извлечение и формализация экспертных знаний, сложные объекты, оценивание состояния, нечетко-возможностный подход

Введение. Оценивание состояния сложных объектов (СЛО) представляет собой трудную проблему, что в немалой степени привело к выделению большой группы задач и появлению новых понятий: трудноформализуемые задачи, слабоструктурируемые системы и др. [1, 2].

Актуальность обсуждаемой проблемы подтверждается, например, наиболее типичными слабоструктурированными задачами, решение которых осуществляется с привлечением экспертных знаний. К таким задачам могут быть отнесены: прогнозирование развития материальных, энергетических и информационных процессов в СЛО; определение альтернативных вариантов принятия решений при оперативном управлении системой; оценивание уровня целевых и информационно-технических возможностей с обеспечением „благоприятных“ процессов; обоснование критериев оценки эффективности применения СЛО; определение целей и задач управления СЛО с упорядочением их по степени важности и согласованности решений (последовательности реализации); попытки моделирования и использования корпоративных знаний для повышения эффективности работы сотрудников и др.

Под состоянием СЛО в конкретный момент времени будем понимать множество значений его числовых параметров (характеристик), определяемых контекстом решаемой задачи либо поставленной целью и позволяющих оперативно и обоснованно принимать решение о работоспособности (неработоспособности) СЛО и возможности дальнейшего его использования по назначению [3—5].

Влияние на СЛО множества различных по своей физической природе факторов, необходимость учета его взаимодействия с окружающей средой, увеличение числа входящих в состав СЛО элементов, а также стремительный рост числа взаимосвязей между ними приводят к необходимости использования знаний и опыта экспертов как при решении проблем оценивания состояния СЛО, так и при управлении им. В этих условиях особую остроту и актуальность

приобретают проблемы формализованного описания состояния конкретного СЛО или его элементов в удобном для дальнейшей компьютерной обработки виде.

Следует отметить, что в технической литературе, особенно иностранной, уделяется пристальное внимание исследованиям, посвященным приобретению и использованию корпоративных знаний как важных нематериальных активов повышения конкурентоспособности и эффективности деятельности организации [6—8]. При этом уделяется внимание и повышению уровня индивидуальных знаний, но на примерах сходства между структурой знаний эксперта и новичка по методу репертуарной сетки, чтобы оценить и классифицировать персонал на основе их скрытых, невербализованных (в авторской интерпретации — неявных) знаний [9]. В указанных исследованиях отмечается, что основная проблема при оценивании нематериальных активов (корпоративного разума) связана с типом используемой методологии, которая обычно является описательной [10]. Естественно, что отсутствие меры количественного оценивания знаний существенно обедняет используемые методологии. Этот недостаток вполне компенсируется предлагаемым нечетко-возможностным подходом [1—3], изложенным в настоящей статье.

Концепция и технология работы с экспертом. Использование экспертных знаний достаточно широко распространено при построении моделей различного вида и назначения [3—5]. При этом процесс практически каждого моделирования начинается с построения обобщенных моделей, возникающих в сознании человека и называемых концептуальными структурами, которые затем переходят в словесно-описательные и далее в теоретико-множественные и структурно-математические описания [11].

Основная идея предлагаемого нечетко-возможностного подхода к описанию и оцениванию состояния СЛО состоит в том, чтобы построить полиномиальные зависимости и соответствующую аппроксимационную многомерную поверхность откликов, которые описывают в обобщенном виде имеющиеся причинно-следственные связи, определяющие основные особенности функционирования СЛО, но задаваемые не в дискретно-событийной форме, как это делается в классических имитационных моделях, а в уже нечетко-продукционной форме, фиксирующей явные и неявные знания экспертов о рассматриваемом объекте и вариантах его поведения [1—3, 12].

В настоящей статье приводятся краткое обоснование и результаты разработки методологических и методических основ решения проблемы оценивания состояния СЛО с использованием явных и неявных экспертных знаний. При этом наличие разнородных по своей физической природе данных о состоянии СЛО приводит к необходимости создания комбинированных методов обработки и анализа качественной и количественной информации, связанной с функционированием рассматриваемого объекта [13, 14].

Проведенные исследования также показали, что в качестве основного подхода к извлечению и представлению знаний эксперта целесообразно использовать метод, базирующийся на продукционных правилах в имплицитивной форме типа „если..., то...“ [1—3, 12, 15].

Если подойти к извлечению экспертных знаний с позиций теории планирования экспериментов, то в этом случае строкам матрицы опроса экспертов (которая при имитационном моделировании является матрицей планирования экспериментов) будут соответствовать продукционные правила, описывающие поведение СЛО в многомерном пространстве лингвистических переменных [1—3, 15, 16]. При этом ортогональное планирование первой степени является одновременно и ротатабельным.

Свойство ортогональности расположения точек опроса экспертов в вершинах гиперкуба — как одно из важнейших свойств теории планирования экспериментов при такой ее интерпретации — позволяет считать высказывания экспертов о закономерностях функционирования СЛО независимыми.

Таким образом, предлагается новый подход к системе извлечения и обработки экспертных знаний при моделировании состояния СЛО в многомерном пространстве лингвистических переменных, базирующийся на комбинированном использовании методов теории планирования экспериментов и инженерии знаний.

Однако для корректного использования методов теории планирования экспериментов необходимо принять следующие исходные предположения [3, 16]:

- профессиональные знания эксперта о состоянии СЛО задаются нечеткими продукционными правилами, составленными из нечетких лингвистических переменных;

- корректность представления экспертных знаний обуславливается соответствующими вербально-числовыми шкалами для перехода от вербальных оценок к числовым как обычный процесс арифметизации;

- основу построения лингвистических переменных, используемых для описания экспертных знаний, составляют оппозиционные шкалы, а промежуточные значения позволяют производить детализацию вербальных оценок эксперта ;

- мнение эксперта имеет вербальный характер и он не всегда способен количественно оценить степень коррелированности переменных, поэтому устранение явления мультиколлинеарности между переменными, включенными в факторное пространство, осуществляется за счет формирования ортогональных опросных матриц.

Факторное пространство, в котором можно конструктивно описать функционирование СЛО, целесообразно представлять лингвистическими переменными, что хорошо коррелирует с накопленным экспертным опытом, поэтому в аппарате представления знаний эксперта логично использовать элементы теории нечетких множеств, например, в виде нечетких чисел и лингвистических переменных.

Задачи построения нечетко-возможностных моделей. Основные задачи построения нечетко-возможностных моделей представлены в виде следующих четырех классов.

Задачи класса А — извлечение экспертных знаний по состоянию конкретного СЛО с учетом особенностей его эксплуатации — предполагают решение следующих частных вопросов (решаются экспертом совместно с инженером по знаниям):

- определение множества переменных как показателей факторного пространства при принятии решений о состоянии СЛО;

- создание и обоснование вербально-числовых шкал по каждой из переменных, участвующих в моделировании изменений состояния СЛО.

Задачи класса Б — представление экспертных знаний — предполагают решение следующих частных задач (решаются экспертом совместно с инженером по знаниям):

- представление локальных экспертных знаний по каждому из факторов нечеткими лингвистическими переменными с соответствующими шкалами;

- представление экспертных знаний при оценивании состояния СЛО нечеткими продукционными правилами, составленными из лингвистических переменных.

Задачи класса В — формализация экспертных знаний в виде аналитических моделей — предполагают решение следующих частных задач:

- построение оптимальных планов опроса эксперта в виде опросных матриц на основе методов теории планирования экспериментов;

- заполнение опросной матрицы экспертом по каждой строке (ситуации) как отражение его знаний и опыта;

- разработка критериев оценивания степени адекватности модели знаниям и опыту эксперта, а также действительному состоянию СЛО на основе независимого статистического материала.

Задачи класса Г — методическое обеспечение оценивания качества разработанного модельно-алгоритмического аппарата — предполагают решение следующих частных задач (решаются экспертом совместно с инженером по знаниям):

— построение однопараметрических и многопараметрических экспертных моделей состояния конкретных СЛО в динамичных условиях;

— манипулирование нечетко-продукционными моделями при оценивании состояния СЛО;

— использование экспертных моделей прогноза как базы знаний при построении интеллектуальных автоматизированных систем управления технологическими процессами в условиях неопределенности.

Математическая постановка задачи построения нечетко-возможностной модели.

На основании результатов проведенного системного подхода на содержательном уровне суть решаемой проблемы сводится к следующему: *существуют метазнания эксперта* (в общем случае экспертов) об исследуемом СЛО, в которых содержатся сведения о составе и структуре характеристик, отражающих состояние СЛО, а также о допустимых пространственно-временных, технических и технологических ограничениях, определяющих особенности условий эксплуатации СЛО в рамках его целевого назначения.

Требуется разработать методологию и специальное модельно-алгоритмическое обеспечение, а также соответствующие прототипы программных средств решения задач извлечения, формализации, обработки и использования явных и неявных экспертных знаний для оценивания состояния СЛО в целях повышения оперативности и обоснованности принятия управленческих решений, связанных с функционированием указанных объектов в условиях неопределенности.

Как показано выше, процесс перевода экспертных знаний в удобный для последующей компьютерной обработки вид состоит из трех последовательных этапов: извлечения знаний, представления знаний и формализации знаний. Все перечисленные этапы обработки экспертных знаний изображены на коммутативной диаграмме, представленной на рис. 1.

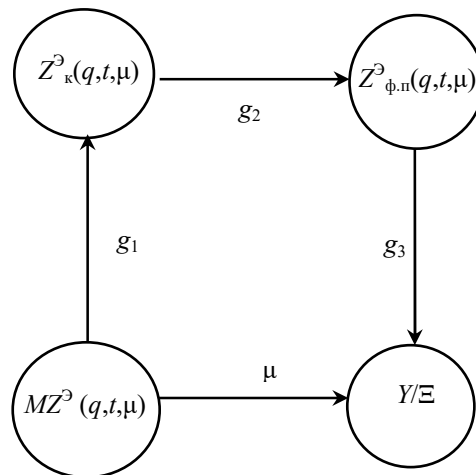


Рис. 1

На рисунке приняты следующие обозначения:

$g_1 : MZ^3(q, t, \mu) \rightarrow Z^3_k(q, t, \mu)$ — отображение, задающее процесс извлечения (задачи класса А) множества характеристик (параметров) состояния конкретного СЛО $Z^3_k(q, t, \mu)$ из метазнаний $MZ^3(q, t, \mu)$ эксперта, включающих профессиональные явные $Z^3_{пр}(q, t, \mu)$ и неявные $Z^3_{н}(q, t, \mu)$ знания, а также знания в сопредельных областях $Z^3_c(q, t, \mu)$;

$g_2 : Z_k^{\exists}(q, t, \mu) \rightarrow Z_{ф.п}^{\exists}(q, t, \mu)$ — отображение, задающее процесс представления (задачи класса Б) характеристик $Z_k^{\exists}(q, t, \mu)$ в виде лингвистических переменных и формирование факторного пространства $Z_{ф.п}^{\exists}(q, t, \mu)$, в котором эксперт принимает решение о состоянии СЛО для конкретной задачи;

$g_3 : Z_{ф.п}^{\exists}(q, t) \rightarrow Y / \Xi$ — отображение, задающее процесс формализации явных и неявных экспертных знаний (задачи класса В); при этом процесс g_3 предусматривает построение моделей формализованного представления экспертных знаний любым способом, в том числе и в виде полиномиального выражения с использованием методов теории планирования экспериментов на множестве нечетких продукционных правил факторного пространства $Z_{ф.п}^{\exists}(q, t, \mu)$ и диагностирования на фактор-множестве Y / Ξ классов состояний СЛО, элементы которого в ходе распознавания должны быть отнесены к одному из множества классов Y / Ξ ;

Y / Ξ — классы состояния СЛО, к одному из которых следует отнести результат оценивания состояния СЛО.

Отображение μ как композиция перечисленных отображений

$$\mu = g_3 \circ g_2 \circ g_1, \quad (1)$$

где символ „ \circ “ — математический знак композиции, задает, таким образом, процессы извлечения, представления и формализации экспертных знаний на выбранном фактор-множестве Y / Ξ .

Иными словами, отображение μ в обобщенном виде описывает работу эксперта при решении проблемы оценивания состояния СЛО на основании своего опыта и знаний (явных и неявных). При этом выражение (1) описывает также поэтапную работу инженера по знаниям при общении с экспертом.

Здесь уместно подчеркнуть, что эксперт оценивает ситуацию сразу в целом по отображению μ , как показано на рис. 1, и, как правило, с высокой точностью, а инженер по знаниям при работе с экспертом вынужден реализовывать каждое из отображений g_1 , g_2 и g_3 в строго в указанном порядке.

Рассмотрим пример построения математической модели конкретного СЛО как демонстрации всех этапов предлагаемого нечетко-возможностного подхода.

Построение прогностической модели повреждаемости элементов конструкции стартовых комплексов в условиях их эксплуатации. При эксплуатации стартовых комплексов газоотводящие тракты испытывают кратковременные интенсивные тепловые, динамические и пульсационные нагрузки с последующим воздействием климатических условий после пуска ракеты космического назначения (РКН). Такие экстремальные условия приводят к интенсивному трещинообразованию и последующим ремонтно-восстановительным работам, требующим больших финансовых затрат.

Прогнозирование уровней повреждаемости элементов газоотводоов на основе статистических методов представляется сложным из-за отсутствия достаточного количества данных и многофакторности действующих переменных. Поэтому было принято решение использовать экспертные знания для изучения такого трудноформализуемого явления.

На основе общения с экспертом (задачи класса А) было выбрано факторное пространство из шести входных переменных, наиболее полно представляющих явление повреждаемости элементов газоотводоов:

X_1 — количество пусков РКН (тепловых воздействий);

X_2 — материал (сталь 3, нержавеющей сталь);

X_3 — качество ремонта металлических конструкций;

X_4 — температура окружающей среды, °С;

X_5 — наличие ветра;

X_6 — время воздействия на поверхность (класс РКН).

Выходная переменная Y — относительная длина трещин (общая длина в метрах/100 м).

Выбранное факторное пространство обладает системностью, так как характеризует переменную Y с различных сторон: непосредственное воздействие на объект (X_1, X_6); состояние объекта (X_2, X_3); внешние действующие факторы (X_4, X_5).

На рис. 2 количество пусков X_1 представлено как лингвистическая переменная (задачи класса Б), на графике которой указаны шкалы для перевода вербальных оценок эксперта в количественные данные для последующей обработки: по оси абсцисс сверху задана вербальная шкала мод нечетких интервалов (Н — низкое количество пусков, НС — ниже среднего, С — среднее, ВС — выше среднего, В — высокое), снизу — числовые значения в стандартизованном масштабе $[-1, +1]$, как принято в теории планирования экспериментов, третья числовая шкала $(0, \dots, 20)$ — в натуральных физических единицах (число пусков); по оси ординат — шкала функции принадлежности в интервале $[0, 1]$, причем модам вербальных интервалов соответствует значение 1.

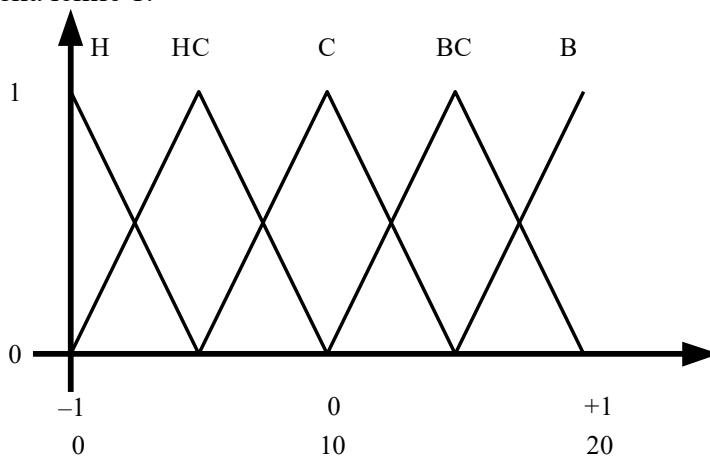


Рис. 2

Согласно приведенной выше методике опрос эксперта проводился по специально построенной матрице (задачи класса В), каждая строка которой представляет определенную ситуацию в имплицитивной форме типа „если..., то...“ и реализует, таким образом, продукционное правило: „ситуация — решение“.

Результирующее уравнение со значимыми коэффициентами принимает вид

$$\begin{aligned}
 Y = & 1,07 + 0,097X_1 - 0,06X_2 - 0,49X_4 + 0,06X_5 + 0,328X_6 - \\
 & - 0,07X_1X_2 - 0,06X_3X_6 - 0,09X_4X_5 - 0,06X_5X_6 + \\
 & + 0,053X_1X_2X_4 + 0,078X_1X_2X_5,
 \end{aligned} \tag{2}$$

где все переменные представлены в стандартизованном виде.

Корректность уравнения (2) проверялась прямым сравнением модельных расчетов со статистическими данными (16 актов соответствующих компетентных комиссий) натуральных замеров суммарной длины трещин. Визуализация степени адекватности расчетных (Y_p) и экспериментальных ($Y_{\text{эксп}}$) данных показана на рис. 3. Степень тесноты линейной связи оценивается коэффициентом корреляции 0,96, что подтверждает высокую степень адекватности модели (1) изучаемому явлению. Расположение точек вблизи теоретической линии регрессии — диагонали квадрата — подчеркивает отсутствие систематических ошибок при осуществлении прогнозов.

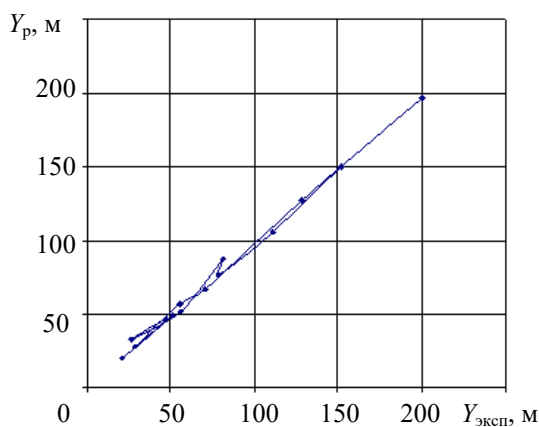


Рис. 3

Прогностическую способность полученной модели (задачи класса Г) продемонстрируем на примере. Так, в таблице приведены результаты трех численных экспериментов предполагаемых испытаний при непродолжительном интенсивном тепловом воздействии на газоотводы за время пуска РКН.

Анализ значений, рассчитанных по модели (2) и по графикам статистических регрессий, показывает существенные различия сравниваемых величин. Так, прогнозы по уравнениям регрессий не учитывают климатические условия после пуска РКН, т.е. игнорируется воздействие переменной X_5 . Однако, судя по численным значениям коэффициента при X_5 , наличие ветра существенно сказывается на результате прогноза. Такое влияние переменной X_5 вполне объяснимо с физической точки зрения: теплосъем от нагретой поверхности существенно зависит от скорости набегающего потока воздуха, поскольку толщина пограничного слоя при этом также существенно уменьшается.

Номер пуска (X_1)	Предполагаемая температура, °С	Расчетная по модели длина трещин, м		Прогноз по статистическим графикам пусков, м
		Благоприятные условия	Неблагоприятные условия	
17	-20,0	79,6	132,5	165 (зима)
18	15,0	36,0	67,4	84 (лето)
19	5,0	49,7	86,4	93 (лето)

Прогноз по традиционным статистическим уравнениям регрессии превышает оценки по модели (2) даже в неблагоприятных условиях. Объяснением тому может служить малый объем выборки, по которым строились регрессии. Кроме того, однородность данных выборки проблематична, так как каждый пуск РКН является уникальным, что не учитывается в уравнениях регрессий.

Предлагаемый нечетко-возможностный подход к созданию прогностических моделей на основе экспертных знаний не зависит от объема статистических данных, так как использует интеллектуальные („одушевленные“) знания эксперта, накопленные в его сознании в виде профессионального опыта по изучению самого явления, а не статистических данных об этом явлении, которые могут быть недостоверными.

Заключение. Давно доказано, что мозг человека превосходит любые суперкомпьютеры в решении задач, связанных с обработкой нечеткой или неточной информации. Поэтому использование экспертных знаний можно рассматривать как средство преодоления все возрастающей сложности возникающих задач в различных предметных областях. В пользу этого гласит фундаментальный закон необходимого разнообразия Р. Эшби — сложность можно победить только равной или большей сложностью [17]. Из этого закона следует неизбежно высокая сложность систем управления СЛО, которая приводит к необходимости использования экспертных знаний при решении трудноформализуемых задач.

По своей сути знания эксперта, формализованные в виде полиномиальной модели, обладают ценным качеством — независимостью от фактических экспериментальных данных. Это преимущество дает возможность обходить методологические сложности математических методов, например статистической обработки исходного числового материала с вопросами репрезентативности выборки, законов распределения переменных, мультиколлинеарности и др.

Практическая ценность нечетко-возможностного подхода в целом, и конкретного примера в частности, состоит в наглядности, использовании только необходимых знаний и опыта эксперта без вовлечения его в специфический язык современной математики.

При этом в построенной модели, что очень важно, коэффициенты отражают знания и опыт эксперта, который оценивает изучаемое явление (интенционал — по Д. Поспелову [13]), тогда как при общепринятом подходе коэффициенты полиномиальной модели представляют примененный метод их обработки и исходные данные, которые не всегда репрезентативны (экстенционал — по Д. Поспелову).

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ (грант № 18-07-01272), в рамках госбюджетной темы № 0073-2019-0004.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Игнатъев М. Б., Марлей В. Е., Михайлов В. В., Спесивцев А. В.* Моделирование слабоформализованных систем на основе явных и неявных экспертных знаний. СПб: Политех-Экспресс, 2018. 430 с.
2. *Спесивцев А. В.* Мягкие измерения и мягкие вычисления при моделировании состояния сложных объектов на базе экспертных знаний // Управление в условиях неопределенности: Монография / Под общ. ред. С. В. Прокопчиной. СПб: Изд-во СПбГЭТУ „ЛЭТИ“, 2017. С. 217—263.
3. *Спесивцев А. В.* Управление рисками чрезвычайных ситуаций на основе формализации экспертной информации / Под ред. В. С. Артамонова. СПб: Изд-во Политехн. ун-та, 2004. 238 с.
4. *Гула Д. Н., Спесивцев А. В., Вагин А. В.* Оценка состояния металлооблицовки стартовых сооружений ракетно-космических комплексов на основе логико-лингвистических моделей // Проблемы управления рисками в техносфере. 2017. № 1 [41]. С. 26—34.
5. *Астанков А. М., Спесивцев А. В., Вагин А. В.* Снижение рисков возникновения опасных последствий при эксплуатации насосных агрегатов заправочного оборудования ракетно-космических комплексов // Проблемы управления рисками в техносфере. 2016. № 1(37). С. 6—14.
6. *Matošková J.* Measuring knowledge // J. of Competitiveness. 2016. Vol. 8, iss. 4. P. 5—29.
7. *Lee C. S., Wong K. Y.* Knowledge management performance measurement in micro-, small-, and medium-sized enterprises: An exploratory study // Business Information Rev. 2015. N 32(4). P. 204—211.
8. *Yen-Ku Kuo, Tsung-Hsien Kuo, Li-An Ho.* Enabling innovative ability: knowledge sharing as a mediator // Industrial Management & Data Systems. 2014. N 114(5). P. 696—710.
9. *Jafari M., Akhavan P., Nourizadeh M.* Classification of human resources based on measurement of tacit knowledge: An empirical study in Iran // J. of Management Development. 2013. N 32(4). P. 376—403.
10. *Castilla-Polo F., Gallardo-Vazquez D.* The main topics of research on disclosures of intangible assets: a critical review // Accounting, Auditing & Accountability Journal. 2016. N 29(2). P. 323—356.
11. *Лоскутов А. И., Клыков В. А.* Идентификация и техническое диагностирование бортовой аппаратуры автономных космических аппаратов на основе биективного преобразования множества диагностических признаков // Контроль. Диагностика. 2016. № 4. С. 57—63.
12. *Спесивцев А. В., Домшненко Н. Г.* Эксперт как „интеллектуальная измерительно-диагностическая система“ // Сб. докл. XIII Междунар. конф. по мягким вычислениям и измерениям, SCM, 23—25 июля 2010, Санкт-Петербург. 2010. Т. 2. С. 28—34.
13. *Кандрашина Е. Ю., Литвинцева Л. В., Поспелов Д. А.* Представление знаний о времени и пространстве в интеллектуальных системах. М.: Наука, 1989. 256 с.

14. Соколов Б. В., Юсупов Р. М. Концептуальные основы оценивания и анализа качества моделей и полимодельных комплексов // Изв. РАН. Теория и системы управления. 2004. № 4. С. 5—16.
15. Представление и использование знаний / Под ред. Х. Уэно, И. Исудзука. М.: Мир, 1989. 288 с.
16. Спесивцев А. В. Управление рисками чрезвычайных ситуаций на основе формализации экспертной информации. СПб: Изд-во Политехн. ун-та, 2004. 238 с.
17. Эшби У. Р. Введение в кибернетику / Под ред. В. А. Успенского. М.: Изд-во иностр. лит., 1959. 428 с.

Сведения об авторе

Александр Васильевич Спесивцев — д-р техн. наук, доцент; СПбФИЦ РАН, СПИИРАН, лаборатория информационных технологий в системном анализе и моделировании; вед. научный сотрудник; E-mail: sav2050@gmail.com

Поступила в редакцию
02.10.2020 г.

Ссылка для цитирования: Спесивцев А. В. Нечетко-возможностный подход к формализации и использованию экспертных знаний для оценивания состояний сложных объектов // Изв. вузов. Приборостроение. 2020. Т. 63, № 11. С. 985—994.

**FUZZY-PROBABILISTIC APPROACH
TO FORMALIZING AND USING EXPERT KNOWLEDGE TO EVALUATE COMPLEX OBJECTS STATES**

A. V. Spesivtsev

*St. Petersburg Federal Research Center of the RAS,
199178, St. Petersburg, Russia
E-mail: sav2050@gmail.com*

A new fuzzy-probabilistic approach is proposed for solving the problem of monitoring a complex object state. The approach provides the possibility to extract, represent, formalize, and employ explicit and implicit expert knowledge about such objects using analytical expressions. The proposed approach combines elements of the theory of fuzzy sets in terms of expert knowledge representation and formalization by the methods of the theory of experiments planning when assessing the state of complex object. A complex object functioning is characterized by the presence of both measurable and non-measurable (organoleptic) information, which significantly complicates creation of a mathematical apparatus for control systems. All stages of solving the problem of constructing a fuzzy-probability model are considered, an example of using the proposed approach for assessing of a specific complex object state is given.

Keywords: explicit and implicit expert knowledge, extraction and formalization of expert knowledge, complex objects, state assessment, fuzzy-probabilistic approach

REFERENCES

1. Ignatiev M.B., Marley V.E., Mikhailov V.V., Spesivtsev A.V. *Modelirovaniye slabo formalizovannykh sistem na osnove yavnykh i neyavnykh ekspertnykh znaniy (Modeling Weakly Formalized Systems Based on Explicit and Implicit Expert Knowledge)*, St. Petersburg, 2018, 430 p. (in Russ.)
2. Spesivtsev A.V. *Myagkiye izmereniya i myagkiye vychisleniya pri modelirovanii sostoyaniya slozhnykh ob"yektov na baze ekspertnykh znaniy, V knige "Upravleniye v usloviyakh neopredelennosti" (Soft Measurements and Soft Computing in Modeling the State of Complex Objects Based on Expert Knowledge, In the book "Management under Uncertainty")*, St. Petersburg, 2017, pp. 217–263. (in Russ.)
3. Spesivtsev A.V. *Upravleniye riskami chrezvychaynykh situatsiy na osnove formalizatsii ekspertnoy informatsii (Emergency Risk Management Based on the Formalization of Expert Information)*, St. Petersburg, 2004, 238 p. (in Russ.)
4. Gula D.N., Spesivtsev A.V., Vagin A.V. *Problemy upravleniya riskami v tekhnosfere*, 2017, no. 1(41), pp. 26–34. (in Russ.)
5. Astankov A.M., Spesivtsev A.V., Vagin A.V. *Problemy upravleniya riskami v tekhnosfere*, 2016, no. 1(37), pp. 6–14. (in Russ.)
6. Matošková J. *Journal of Competitiveness*, 2016, no. 4(8), pp. 5–29.
7. Lee C.S. & Wong K.Y. *Business Information Review*, 2015, no. 4(32), pp. 204–211.
8. Yen-Ku Kuo, Tsung-Hsien Kuo, & Li-An Ho. *Industrial Management & Data Systems*, 2014, no. 5(114), pp. 696–710.
9. Jafari M., Akhavan P., & Nourizadeh M. *Journal of Management Development*, 2013, no. 4(32), pp. 376–403.

10. Castilla-Polo F. & Gallardo-Vazquez D. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 2016, no. 2(29), pp. 323–356.
11. Loskutov A.I., Klykov V.A. *Kontrol'. Diagnostika (Testing. Diagnostics)*, 2016, no. 4, pp. 57–63. (in Russ.)
12. Spesivtsev A.V., Domshenko N.G. *Sbornik докладов XIII Mezhdunarodnoy konferentsii po myagkim vychisleniyam i izmereniyam SCM (Collection of reports of the XIII International Conference on Soft Computing and SCM Measurements)*, July 23–25, 2010, St. Petersburg, 2010, vol. 2, pp. 28–34. (in Russ.)
13. Kandrashina E.Yu., Litvintseva L.V., Pospelov D.A. *Predstavleniye znaniy o vremeni i prostranstve v intellektual'nykh sistemakh (Representation of Knowledge about Time and Space in Intelligent Systems)*, Moscow, 1989, 256 p. (in Russ.)
14. Sokolov B.V., Yusupov R.M. *Journal of Computer and Systems Sciences International*, 2004, no. 6, pp. 831–842.
15. Ueno H., Ishizuka M. *Knowledge representation and usage* (translation from Japanese), Moscow, 1989.
16. Spesivtsev A.V. *Upravleniye riskami chrezvychaynykh situatsiy na osnove formalizatsii ekspertnoy informatsii (Emergency Risk Management Based on the Formalization of Expert Information)*, St. Petersburg, 2004, 238 p. (in Russ.)
17. Ashby R. *An introduction to cybernetics*, London, Chapman and Hall, 1956.

Data on author

Aleksander V. Spesivtsev

— Dr. Sci., Associate Professor; St. Petersburg Federal Research Center of the RAS, St. Petersburg Institute for Informatics and Automation of the RAS, Laboratory of Information Technologies in System Analysis and Modeling; Leading Researcher; E-mail: sav2050@gmail.com

For citation: Spesivtsev A. V. Fuzzy-probabilistic approach to formalizing and using expert knowledge to evaluate complex objects states. *Journal of Instrument Engineering*. 2020. Vol. 63, N 11. P. 985—994 (in Russian).

DOI: 10.17586/0021-3454-2020-63-11-985-994