

DOI: 10.15593/2499-9873/2021.1.04

УДК 519.71+519.81+004.8

В.А. Харитонов, Д.Н. Кривоги́на, В.С. Спирина

Пермский национальный исследовательский
политехнический университет, Пермь, Россия

НЕГЭНТРОПИЙНЫЙ ПОДХОД К ОЦЕНИВАНИЮ УРОВНЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИИ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ В ЗАДАЧАХ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

Предлагается новый многомодельный подход к оцениванию влияния уровня интеллектуализации процедур целевого выбора на множестве альтернатив, реализуемых на основе применения информационных систем управления. В качестве методологической основы процедур принятия решений в данных системах принята интуиция человека, подразделяющаяся на два типа: *Inside* и *Intueri*. Первый тип связан с врожденной природной способностью людей делать выбор по наитию (изнутри) на основе приобретенного жизненного опыта и является наиболее распространенным. Второй тип строится в информационной среде как композиция/суперпозиция вариантов *Inside* с целью повышения уровня интеллектуализации процедур целевого выбора. Предлагается при разработке правил вывода этапов принятия решения осуществлять их негэнтропийную оценку, единицей измерения которой должен быть бит. Это позволило после обобщения всех процедур вывода провести сравнительный анализ уровней интеллектуализации процедур ранжирования, являющихся предварительным этапом реализации процесса выбора.

Многовариантность решений поставленных задач ставит проблемы перечисления результативных вариантов выбора, их формализации, моделирования и разработки критериев эффективности. Для их устранения предлагаются новые многомодельные подходы, включающие: лингвистические контекстные представления процедур ранжирования на основе множества смыслов (семантики) и «треугольников» Н. Хомского; формальные системы перечисления результативных процедур ранжирования на основе порождающей КС-грамматики в виде металингвистических формул и переменных; математические алгоритмы оценки уровней интеллектуализации процедур выбора с использованием негэнтропийного принципа.

Решение как простых, так и сложных задач выбора представлено в виде формальной системы вывода. Основное внимание уделено трем классам интеллектуальных процедур выбора: выбору на основе интуиции типа *Inside*; процедурам построения искусственного интеллекта с подключением интуиции типа *Intueri*; интеллектуальным процедурам выбора альтернатив с использованием искусственного интеллекта. Классы этих интеллектуальных процедур представлены как результативные выводы одной и той же «теоремы», но отличаются эффективностью выполнения задач ранжирования/выбора и уровнем их интеллектуализации. Решение простой задачи выбора отличается низким быстродействием, слабым уровнем неманипулируемости и документируемости, а также низкой эффективностью процедур ранжирования ввиду необходимости введения большого числа ограничений по параметрам сложности решаемых задач выбора. Высокий уровень интеллектуализации данной процедуры может проявиться лишь в разнообразии классов решаемых задач, обусловленном эрудицией субъекта управления. Реализация второго класса интеллектуальных процедур способна стать основой разработки различных вариантов использования искусственного интеллекта, когда один раз полученные алгоритмические конструкции могут быть доступны для многократного использования методом организации стандартного обращения к данным моделям. При этом будет наблюдаться эффект «амортизации» как расходования интеллектуального ресурса при делегировании полномочий для повторного или нового назначения.

Интеллектуальные процедуры выбора альтернатив с использованием искусственного интеллекта есть алгоритмы принятия решений, предназначенные для многократного использования в рамках его «полномочий» в виде ограниченной предметной области.

Ключевые слова: интеллектуальные системы управления, эффективность процедур ранжирования и выбора, уровни интеллектуализации процедур целевого выбора, формальные системы вывода, квантификация предпочтений, интеллектуализация, негэнтропийный принцип, задача выбора, искусственный интеллект, субъект управления.

V.A. Kharitonov, D.N. Krivogina, V.S. Spirina

Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

NONGENTROPIC APPROACH TO ESTIMATING THE LEVEL OF INTELLIGENCE OF CONTROL SYSTEMS IN DECISION-MAKING TASKS

A new multi-model approach to assessing the influence of the level of intellectualization of target selection procedures on a set of alternatives implemented through the use of information management systems is proposed. The methodological basis of decision-making procedures in these systems is human intuition, which divided into two types: Inside and Intueri. The first type related to the innate natural ability of people to make choices, based on their acquired life experience and is the most common. The second type constructed in the information environment as a composition/superposition of Inside options in order to increase the level of intellectualization of target choosing procedures. It is suggested that in developing rules of output stages of decision making they should be evaluated negentropically, the unit of measurement that should be "bit". After generalizing all the output procedures, this will allow a comparative analysis of the levels of intellectualization of ranking procedures, which are a preliminary stage in the implementation of the choosing process.

Multivariance of solutions to the set tasks requires solving the problem of listing effective choices, their formalizing, modeling, and developing effectiveness criteria. To solve these problems, proposed a new multi-model approach. These approaches include linguistic contextual representations of ranking procedures based on the set of meanings (semantics) and "triangles" by N. Chomsky; formal systems for listing effective ranking procedures based on generating context-free grammar in the form of metalinguistic formulas and variables; mathematical algorithms for evaluating the levels of intellectualization of choice procedures using the negentropic principle.

Solution of both simple and complex tasks selection is represented as a formal output system. The focus is on three classes of intelligent selection procedures: intuition-based selection of the Inside type; procedures for building artificial intelligence with the connection of intuition like Intueri; intelligent procedures for choosing alternatives using artificial intelligence. The classes of these intellectual procedures are presented as the resultant conclusions of the same "theorem", but differ in the efficiency of performing ranking / selection tasks and the level of their intellectualization. The solution of a simple choice problem characterized by low speed, low level of non-manipulability and documentability. Low effectiveness of ranking procedures leads to the need to introduce a large number of restrictions on the complexity parameters of the choice problems to solve. A high level of intellectualization of this procedure can be reveal in a variety of classes of problems to solved, which is due to the erudition of the subject of control. Realization of the second class of intelligent procedures can become the basis for the development of various options for using artificial intelligence. When once obtained algorithmic constructions can be available for repeated use by organizing standard access to these models. There will be an effect of "amortization" as an expenditure of intellectual resource when delegating authority for a new or repeated assignment.

Intelligent alternative selection procedures using artificial intelligence are decision-making algorithms designed for multiple use, within its "authority" as a limited subject area.

Keywords: intelligent control systems, the effectiveness of ranking and selection procedures, levels of intellectualization of target selection procedures, formal output system, quantification of preferences, intellectualization, negentropic principle, task of choice, artificial Intelligence, subject of management.

Введение

Современные интеллектуальные системы управления (далее – ИСУ) отличаются наличием средств имитации мыслительной деятельности человека и алгоритмами, работающими на ее усиления [1]. Для реализации процедур управления в ИСУ чаще всего используются формальные подходы и методы построения искусственного интеллекта (далее – ИИ) [2, 3]. Математические методы реализованы такими научными дисциплинами, как описательные логики и формальные языки [4], глубокие нейронные сети [5], нечеткие множества [6–8], эволюционные вычисления [9], генетические алгоритмы [10] и др. Междисциплинарность между данными науками представлена подходами к моделированию завершающих процессов принятия решений, соответствующих субъективному выбору на множестве альтернатив [2].

Проблема понимания исключительной важности задач субъективного выбора была затронута Протогором, А. Шопенгауэром, К. Кейнсом, И. Павловым, Д. Серлом, П. Самуэльсоном, А. Зельцманом и др. Однако глубокой системной многомодельной проработке эта тема не подвергалась. Позднее, в результате проведенных экспериментов, в рамках теории субъектно-ориентированного управления в ноосфере – Ni-Hume Cybernetics [11] – установлено, что человек не способен эффективно решать сложные по параметрам многофакторности и многоальтернативности задачи выбора без использования специальных ИСУ. Во-первых, происходит подмена обоснованного выбора случайным, что ведет к снижению коэффициента эффективности ранжирования, вычисляемого как количество отношений строгого порядка на представляемом множестве альтернатив к общему количеству отношений [11]. Во-вторых, возникают риски манипулирования результатами выбора альтернатив, если сама процедура выбора разрабатывается под влиянием информированности субъекта об элементах этого множества. Манипуляции проявляются на стадии ранжирования альтернатив по степени важности, поэтому данную стадию можно сделать предметом самостоятельного исследования, обозначив последующий переход к завершающей стадии – к выбору, включающему постановку задачи и ее решение. Ввиду этого способность решать задачи выбора различной сложности может служить необходимым и достаточным признаком интеллектуальности процессов принятия решений в ИСУ.

В качестве методологической и естественно-научной основы решения задач ранжирования и выбора принята интуиция человека (Intuition –

чутье, тонкое понимание, проникновение в самую суть) [12, 13]. В данной работе рассматриваются две принципиально различные интерпретации этого понятия. Первый тип интуиции предлагается обозначить термином *Inside* (*англ.* внутренний, находящийся внутри). Исторически данный тип является первичным для человеческого мышления и не требует предварительного обдумывания ситуации. Несмотря на всю кажущуюся простоту, связанную с врожденной природной способностью людей делать выбор по наитию (изнутри) на основе приобретенного жизненного опыта, он является наиболее распространенным при реализации процесса выбора человеком. Его очевидный недостаток: сложность обоснования, документирования, а также когнитивная недоступность для окружающих. Второй тип интуиции обозначим как *Intueri* (*лат.* пристально, внимательно смотреть). Этот тип строится как композиция/суперпозиция вариантов *Inside*. Предложенный подход способствует полному использованию потенциала человеческой интуиции для повышения уровня интеллектуализации процедур целевого выбора.

1. Математическая постановка задачи

Формализуем понятия полного множества представления альтернатив M_{mn} выбранного класса объектов в виде выражения

$$M_{\text{mn}} = \{ \bar{x}_i; i \in \overline{1, N}, N \rightarrow \infty \}, \quad (1)$$

где \bar{x}_i – эвристика репрезентативности альтернатив, описывающая множество многофакторных альтернатив как множество точек в J -мерном фазовом пространстве с кардинальным числом $N \rightarrow \infty$ при неограниченной точности фазовых измерений, $\bar{x}_i = \{ x_{ij}^*, j = \overline{1, J} \}$.

Формализуем допустимое представляемое множество альтернатив конечной мощности n с признаком допустимости $x_{ij}^* \in [x_{ij}^{\min}, x_{ij}^{\max}]$ при соответствующих единицах измерения в фазовом пространстве:

$$M_{\text{дп}} = \{ \bar{x}_i; i \in \overline{1, n}, n \ll M \} \subset M_{\text{mn}}. \quad (2)$$

Ранжированным допустимым множеством представления альтернатив является результат применения процедуры «подстановка» – взаимно-однозначного отображения $i := \varphi(i)$ допустимого представляе-

мого множества альтернатив на себя с установлением при этом отношения строгого порядка R между альтернативами:

$$M_{\text{дп}} = \{\bar{x}_1^*, \bar{x}_2^*, \dots, \bar{x}_n^*\} \xrightarrow{R} M_{R\text{дп}} = \{\bar{x}_{\varphi(1)}^*, \bar{x}_{\varphi(2)}^*, \dots, \bar{x}_{\varphi(n)}^*\},$$

$$\forall (\varphi(i), \varphi(i+1)) P(\bar{x}_{\varphi(i)} R \bar{x}_{\varphi(i+1)}), \quad (3)$$

где отношение порядка R может иметь неоднозначную в прикладном отношении интерпретацию с использованием показателей эффективности процедуры ранжирования по различным критериям, например по показателю ранжируемости: $\min(\hat{X}(\bar{x}_{\varphi(i)}) - \hat{X}(\bar{x}_{\varphi(i+1)}))$, по ограничениям множеств представления альтернатив n^{\max} , по ограничению многофакторности $|\bar{x}|^{\max}$, по среднему времени ранжирования и др. При этом каждая из возможных задач выбора на ранжированном множестве $M_{R\text{дп}}$ примет понятную интерпретацию и представление в виде элементов булеана:

$$\rho^{M_{R\text{дп}}} \in B(M_{R\text{дп}}) \xrightarrow{R^{-1}} \rho^{M_{\text{дп}}} \in B(M_{\text{дп}}), \quad (4)$$

в котором обратным преобразованием R^{-1} выделится в исходном множестве $M_{\text{дп}}$ решение задачи выбора $\rho^{M_{\text{дп}}}$.

Прямое следование формализованной процедуре возможно с использованием интуиции типа Inside для сравнительно простых задач выбора, характеризуемых небольшим числом альтернатив и малым количеством факторов: $n \leq 5, j \leq 3$ [11].

Решение сложных задач выбора $n \geq 5, j \geq 3$ связывается с использованием интуиции типа Intueri. При таком подходе строится процедура приведения многофакторных альтернатив к единой комплексной оценке \hat{X} путем перевода фазовых точек $\bar{x} \in M_{\text{ин}}$ в элементы одномерного квалитметрического пространства Q с дискретной шкалой, например $\hat{X} \in [1, 4]$ [11]: $\bar{x} \in M_{\text{ин}} \rightarrow \hat{X} \in Q$.

Процедура ранжирования примет следующий вид:

$$M_{R\text{дп}} = \{\bar{x}_1^*, \bar{x}_2^*, \dots, \bar{x}_n^*\} \xrightarrow{Q} \{\hat{X}_1, \hat{X}_2, \dots, \hat{X}_n\} \xrightarrow{R} \\ \xrightarrow{R} \{\hat{X}_{\varphi(1)}, \hat{X}_{\varphi(2)}, \dots, \hat{X}_{\varphi(n)}\} \xrightarrow{R^{-1}}$$

$$\xrightarrow{R^{-1}} M_{\text{дп}} \{ \bar{x}_{\varphi(1)}^*, \bar{x}_{\varphi(2)}^*, \dots, \bar{x}_{\varphi(n)}^* \}, \quad (5)$$

где $\{ \hat{X}_{\varphi(1)}, \hat{X}_{\varphi(2)}, \dots, \hat{X}_{\varphi(n)} \}$ – ранжированный в квалиметрическом пространстве ряд альтернатив с «уровнем строгости» отношения порядка $\Delta \hat{X}_{\min} : \forall (\varphi(i), \varphi(i+1)) (\Delta \hat{X}_{\min}) P(\hat{X}_{\varphi(i)} - \hat{X}_{\varphi(i+1)} \geq \Delta \hat{X}_{\min})$.

Многовариантность решений поставленной задачи ставит проблемы перечисления результативных вариантов выбора, их формализации, моделирования и разработки критериев эффективности. Для их устранения впервые предлагаются новые многомодельные подходы, включающие: лингвистические контекстные представления процедур ранжирования на основе множества смыслов (семантики) и «треугольников» Н. Хомского; формальные системы перечисления результативных процедур ранжирования на основе порождающей КС-грамматики в виде металингвистических формул и переменных; математические формулы оценки уровней интеллектуализации процедур выбора с использованием негэнтропийного принципа.

2. Лингвистическое представление процедур ранжирования субъектом управления множества альтернатив

Естественные, природные интеллектуальные способности человека позволяют ему достаточно успешно решать «простые» задачи выбора. При этом раскрывается небольшой потенциал интуиции типа Inside, связанный с поверхностными знаниями конкретной предметной области, которые касаются описания класса альтернатив, перечня их существенных характеристик с возможными количественными данными.

Лингвистическое описание подобной бинарной процедуры целесообразно представить в модифицированных «треугольниках» Н. Хомского [14–16] (рис. 1). Оно отличается введением семантики, в том числе операции соединения (*англ.* merge – объединять, соединять), и выделением стрелками субъектных включений в процессы выбора: формулировки эвристик репрезентативности (доступности, привязки и коррекции) на исходном множестве альтернатив с целью осмысления наименования и обозначения этих понятий для выделения существенных характеристик [17]; измерения характеристик для формирования представляемого множества альтернатив; выбора наиболее предпочти-

тельных альтернатив на представляемом множестве как частное решение «простой» задачи выбора.

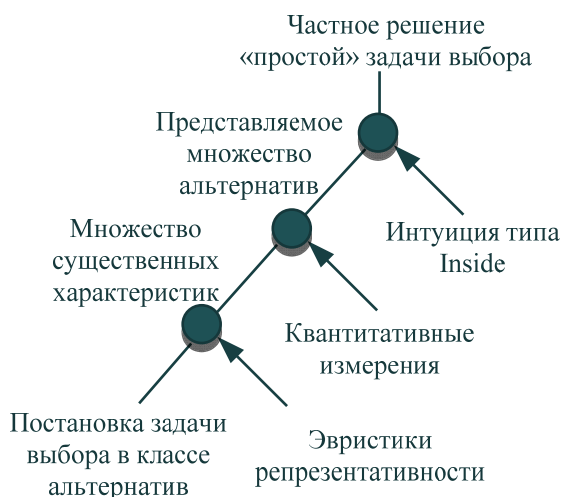


Рис. 1. Лингвистическое представление решения субъектом управления задачи выбора на основе интуиции типа Inside

Технологии оценивания предпочтений как ментальных характеристик субъектов управления [11] используют для обоснования принимаемых управленческих решений в сложных задачах ранжирования/выбора, что обеспечивает прозрачность, документируемость и ответственность за возможные попытки манипулирования. Для решения сложных задач выбора субъекту управления необходимы специальные ИСУ. В качестве примера на рис. 2 представлена процедура построения ИСУ на основе моделирования предпочтений субъекта управления, в основе которого лежит линейная свертка критериев с нелинейными функциями приведения [11].

ИСУ, представленная на рис. 3 в виде многократно используемого алгоритма, есть модель творческой деятельности субъекта управления в задачах ранжирования – искусственный интеллект [18], наделенный определенными полномочиями. Его можно интегрировать в человеко-машинную систему [19, 20], решающую задачи выбора в конкретной отрасли. Предполагается, что при этом уровень интеллекта человеко-машинной системы «субъект управления – искусственный интеллект» существенно возрастает и чем сложнее задача выбора, тем значительнее будет рост.



Рис. 2. Лингвистическое описание процедуры построения субъектом управления искусственного интеллекта, моделирующего поведение субъекта при решении им задачи ранжирования

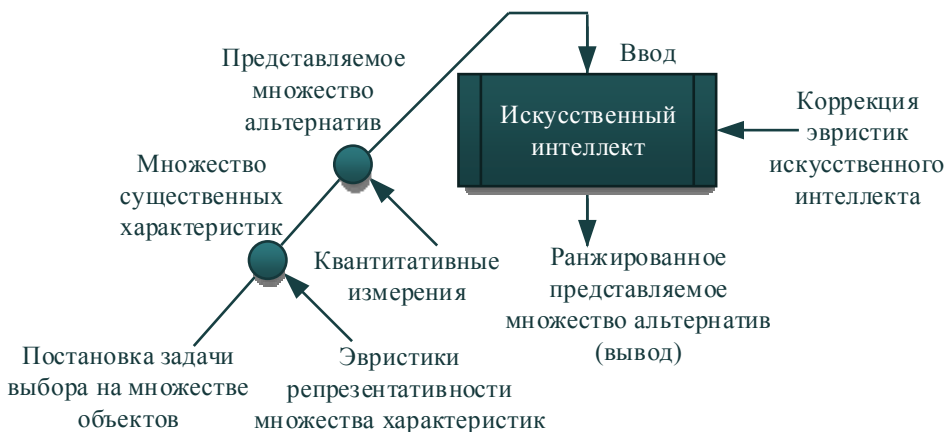


Рис. 3. Лингвистическое описание человеко-машинной системы, решающей сложные задачи выбора

В представленной человеко-машинной системе можно предусмотреть возможности коррекции эвристик искусственного интеллекта, что приведет также и к его изменению. Данное нововведение предоставляет условия реализации актуальной проблемы современности – проективного управления [21, 22]. Этот вид управления рассчитан на высокий уровень

компетентности субъектов в управлении техно-гуманитарным пространством. Данное обстоятельство еще раз подтверждает актуальность проведения сравнительного анализа уровней интеллекта у различных субъектов управления, решающих схожие задачи выбора.

3. Построение формальной системы перечисления результативных процедур ранжирования

Формальные системы перечисления результативных процедур ранжирования строятся в соответствии с правилами вывода, содержащими металингвистические формулы и переменные, что является признаком порождающих КС-грамматик. Построение данных систем проводится последовательно, семантически согласуясь с лингвистическими описаниями решений задачи выбора, представленных на рис. 1–3.

Согласно антропному принципу А. Зельцмана, «борьба» с накоплением хаоса в окружающей среде должна осуществляться посредством выбора и принятия интеллектуальных решений, приводящих к росту негэнтропии [23, 24]. В связи с этим возникает необходимость в уточнении ментального понятия «интеллектуальность» с целью его дальнейшей квантификации. Предлагается в данной работе под «интеллектом» человеко-машинных систем понимать их способность обеспечивать магистральный рост негэнтропии в соответствии с результатами обоснованного субъективного выбора [25]. Процедура квантификации актуальна для измерения уровня интеллектуальности решений, принимаемых субъектами управления. Ввиду этого с методической точки зрения целесообразно при разработке правил вывода осуществлять их негэнтропийную оценку H_i , единицей измерения которой должен быть бит. Это позволит после обобщения всех процедур вывода провести сравнительный анализ уровней интеллектуализации процедур ранжирования.

Формальная порождающая грамматика предполагает описание стандартного ряда элементов $G = \langle V, W, I, P \rangle$ [26], где V – алфавит терминальных (основных) символов; W – алфавит нетерминальных (вспомогательных) символов, $W = \{I, P_1, P_2, \dots, P_n\}$; I – начальный символ (аксиома грамматики); P – множество правил вывода, совпадающих с применением субъектом управления интуиции типа Inside. Специфика оперирования разнообразными формами множества альтернатив [22] и их характеристиками делает целесообразным нетрадиционные

обозначения терминальных и нетерминальных символов. Так, в данной работе терминальными символами типа M , отличающимися нижними и верхними индексами, обозначаются типы множеств и элементов этих множеств; элементы этих множеств представлены переменными в фазовом x, \bar{x}, x^* или квазиметрическом X, \bar{X}, \hat{X}, X^* пространстве как характеристики и многофакторные альтернативы, прошедшие измерение или комплексное оценивание, а также ряд скобок контекстной интерпретации.

Прилагаемые ниже правила вывода реализуют в алфавите V формальный язык L как множество конечных слов, описывающих результативные процедуры ранжирования/выбора множества альтернатив.

Правило вывода P_1 :

$$P_1 : I \rightarrow MI ::= \dots \left| M_{\text{mn}}^{\bar{x}} \right| \dots I = M_{\text{mn}}^{\bar{x}} I, \quad (6)$$

$$H_1 = \log_2 |M|, \quad (7)$$

где выполняется процедура выбора субъектом управления наиболее предпочтительного класса $M_{\text{mn}}^{\bar{x}}$ (см. формулу (1)) объектов \bar{x} (альтернатив) из множества классов M , мощность $|M|$ которого характеризует уровень компетентности субъекта; H_1 – негэнтропийная оценка уровня интеллектуальности, полученная на основе процедуры выбора из множества классов M класса $M_{\text{mn}}^{\bar{x}}$ с использованием интуиции типа Inside. В предположении о независимости суждений субъекта управления и высокой степени разнообразия вариантов ситуаций управления все исходы ранжирования могут считаться равновероятными.

Субъектом управления устанавливаются эвристики репрезентативности, описывающие допустимые интервалы $x_{ij}^* \in [x_j^{\min}, x_j^{\max}]$ варьирования существенных характеристик x_j , представляемого внешней средой множества альтернатив $M_{\text{н}}^{x^*} \subset M_{\text{mn}}^{\bar{x}}$, где $j \in \overline{1, J}$.

Правило вывода P_2 :

$$P_2 : I \rightarrow M_{\text{н}}^{x^*} I ::= \dots \left| M_{\text{дн}}^{x^*} \right| \dots I = M_{\text{дн}}^{x^*} I, \quad (8)$$

$$H_2 = \log_2 \left(\frac{|M_n^{\bar{x}^*}|}{|M_{дп}^{\bar{x}^*}|} \right), \quad (9)$$

где H_2 – негэнтропийная оценка уровня интеллектуальности правила вывода P_2 , связанного с сужением множества $M_n^{\bar{x}^*}$ до множества $M_{дп}^{\bar{x}^*}$ (2) на основе применения ранее разработанных эвристик.

Субъектом управления осуществляется установление отношения порядка на допустимом множестве представления альтернатив $M_{дп}^{\bar{x}^*}$ (3).

Правило вывода P_3 :

$$P_3 : I \xrightarrow{R} M_n^{\bar{x}^*} I ::= \dots \left\{ \bar{x}_{\varphi(1)}^*, \bar{x}_{\varphi(2)}^*, \dots, \bar{x}_{\varphi(n)}^* \right\} \dots I = \left\{ \bar{x}_{\varphi(1)}^*, \bar{x}_{\varphi(2)}^*, \dots, \bar{x}_{\varphi(n)}^* \right\} I, \\ \forall (\varphi(i), \varphi(i+1)) P \left(\bar{x}_{\varphi(i)}^* R \bar{x}_{\varphi(i+1)}^* \right), \quad (10)$$

$$H_3 = \log_2 |M_{дп}^{\bar{x}^*}|, \quad (11)$$

где H_3 – негэнтропийная оценка уровня интеллектуальности правила вывода P_3 , связанного с процедурой ранжирования (подстановкой) множества $M_{дп}^{\bar{x}^*}$ на основе применения интуиции типа Inside либо Intueri, если для этого имеются обоснования.

Выполняется процедура завершения выбора (5) на множестве элементов булеана $B \left(M_{Rдп}^{\bar{x}^*} \right)$ от множества элементов ранжированного ряда $M_{Rдп}^{\bar{x}^*}$.

Правило вывода P_4 :

$$P_4 : I \xrightarrow{R} B \left(M_{Rдп}^{\bar{x}^*} \right) ::= \dots \left| \rho^{M_{Rдп}^{\bar{x}^*}} \right| \dots = \rho^{M_{Rдп}^{\bar{x}^*}} \subset M_{Rдп}^{\bar{x}^*}, \\ \forall (x_i, x_{(i+1)}) \in \rho^{M_{Rдп}^{\bar{x}^*}} P \left(\bar{x}_i^* R \bar{x}_{(i+1)}^* \right), \quad (12)$$

$$H_4 = \log_2 B \left(M_{Rдп}^{\bar{x}^*} \right) = |M_{Rдп}^{\bar{x}^*}|, \quad (13)$$

где H_4 – негэнтропийная оценка уровня интеллектуальности правила вывода P_4 , связанного с процедурой формирования множества элементов булеана от множества $M_{R_{\text{дп}}}^{\bar{x}}$ и выбора единственного элемента на основе применения интуиции типа Inside. Можно утверждать, что на любом элементе булеана (12) от множества $M_{R_{\text{дп}}}^{\bar{x}}$ сохраняется отношение строгого порядка, что отличает его от элементов булеана исходного множества $M_{\text{дп}}^{\bar{x}}$.

Выбор подмножества $\rho^{M_{\text{смп}}^x}$ осуществляется на полном множестве наименований существенных характеристик $M_{\text{мп}}^x$, которое устанавливается практикой описания и измерения свойств объектов данного класса и, в отличие от $M_{\text{мп}}^{\bar{x}}$, является конечным. Это подмножество должно быть оптимальным по составу и мощности с точки зрения обеспечения отношения строго порядка на множестве альтернатив $M_{\text{дп}}^{\bar{x}}$.

Правило вывода P_5 :

$$P_5 : I \rightarrow M_{\text{смп}}^x I, \quad M_{\text{смп}}^x ::= \dots | \rho^{M_{\text{мп}}^x} | \dots, \quad (14)$$

$$H_5 = \log_2 B(M_{\text{мп}}^x) = |M_{\text{мп}}^x|. \quad (15)$$

Выбор фазовых эквивалентов характеристик x_m и их перевод в квалитметрические целочисленные значения $X_m \in \overline{1,4}$ осуществляется посредством получения «сертификата» дискретной функции приведения фазовых значений характеристик к стандартной шкале комплексного оценивания $\overline{1,4}$ [11] на основе интуиции типа Inside.

Правило вывода P_6 :

$$P_6 : I \rightarrow M_{\text{смп}}^{x(X_m)} I, \quad M_{\text{смп}}^{x(X_m)} ::= \dots | x_m(X_m) \pm \Delta x | \dots, \quad (16)$$

$$H_6 = \log_2 4 \left| M_{\text{смп}}^x \right| \frac{\Delta x}{x_{\delta}}, \quad (17)$$

где Δx – допустимое смещение фазовых координат относительно равномерного распределения целочисленных значений, определяю-

щее величину неопределенности как функции смещения и точности измерения x_δ .

Выбор варианта $f_a(X)$ интерполяции a – порядка дискретных функций $x(X_m)$ для построения непрерывной функции приведения $X(x)$.

Правило вывода P_7 :

$$P_7 : I \rightarrow M_{\text{cnn}}^{\Phi\Pi} I, \quad M_{\text{cnn}}^{\Phi\Pi} ::= \dots | f_a(X) | \dots, \quad (18)$$

$$H_7 = \log_2 4 \left| M_{\text{cnn}}^x \left| \frac{1}{f_a(X)} \right. \right|. \quad (19)$$

Выбор степени важности $\bar{\Omega}$ характеристик альтернатив с последующим их пересчетом в значения взвешенных коэффициентов \bar{K} .

Правило вывода P_8 :

$$P_8 : I \rightarrow M_{\text{cnn}}^{\bar{\Omega}} M_{\text{cnn}}^{\bar{K}} I, \quad \Omega_j := (0; 100], j \in \overline{1, J}, \quad \bar{\Omega} \in \overline{M_{\text{cnn}}^{\Omega}}, K_j = \frac{\Omega_j}{\sum_1^J \Omega_j}, \bar{K} \in M_{\text{cnn}}^{\bar{K}}, \quad (20)$$

$$H_8 = \log_2 \left| M_{\text{cnn}}^{\Omega} \left| \frac{100}{\Delta\Omega} \right. \right|, \quad (21)$$

где $\Delta\Omega$ – погрешность выбора степени важности характеристик альтернатив.

Примеры результативного вывода процедур ранжирования/выбора и их сравнительного анализа

Основное внимание уделено трем классам интеллектуальных процедур ранжирования на множестве альтернатив: процедурам с использованием естественных, природных способностей человека на основе интуиции типа Inside; процедурам построения субъектом управления искусственного интеллекта с подключением интуиции типа Intueri; интеллектуальным процедурам выбора альтернатив с использованием искусственного интеллекта, моделирующего творческую деятельность субъекта управления. При этом необходимо показать классы этих интеллектуальных процедур, перечисляемых формальной системой, как ре-

зультативные выводы одной и той же «теоремы», представленной совокупностью формул (3) и (4), но отличающиеся эффективностью выполнения задач ранжирования/выбора и уровнем их интеллектуализации

$$I \xrightarrow{T} {}_G \rho^{M_{R_{\text{дп}}}^{\bar{x}}}, \quad (22)$$

где I – начальный символ (аксиома грамматики) вывода; T – теорема вывода.

Пример 1. Получен результативный вывод (22), включающий цепочку из четырех правил вывода (6), (8), (10), (12) в грамматике G и отличающийся использованием исключительно интуиции типа Inside:

$$I \xrightarrow{T} {}_G \rho^{M_{R_{\text{дп}}}^{\bar{x}}} = P_1, P_2, P_3, P_4 = M_{\text{пп}}^{\bar{x}}, M_{\text{дп}}^{\bar{x}}, M_{R_{\text{дп}}}^{\bar{x}}, \rho^{M_{R_{\text{дп}}}^{\bar{x}}}.$$

Уровень интеллектуальности субъекта управления представлен суммой негэнтропийного оценивания (7), (9), (11) и (13):

$$H_I = \sum_1^4 H_i = \log_2 |M| + \log \left(\frac{|M_n^{\bar{x}}|}{|M_{\text{дп}}^{\bar{x}}|} \right) + \log_2 \left| M_{\text{дп}}^{\bar{x}} \right| + \left| M_{R_{\text{дп}}}^{\bar{x}} \right|.$$

Решение такой задачи выбора отличается низким быстродействием, слабым уровнем неманипулируемости и документируемости, а также низкой эффективностью процедур ранжирования ввиду необходимости введения большого числа ограничений по параметрам сложности решаемых задач выбора. Высокий уровень интеллектуализации данной процедуры может проявиться лишь в разнообразии классов решаемых задач $\log_2 |M|$, обусловленном эрудицией субъекта управления.

Пример 2. Получен результативный вывод (22), отличающийся использованием интуиции типа Intueri, опирающейся на алгоритмы моделирования предпочтений, в форме цепочки из восьми отдельных правил вывода (6), (14), (16), (18), (20), (8), (10), (12) в грамматике G :

$$\begin{aligned} I \xrightarrow{T_2} {}_G \rho^{M_{R_{\text{дп}}}^{\bar{x}}} &= P_1, P_5, P_6, P_7, P_8 I = P_1, P_5, P_6, P_7, P_8, P_2 I = \\ &= P_1, P_5, P_6, P_7, P_8, P_2, P_3, P_4. \\ I \xrightarrow{T_2} {}_G \rho^{M_{R_{\text{дп}}}^{\bar{x}}} &= \\ &= M_{\text{пп}}^{\bar{x}}, M_{\text{спп}}^x, M_{\text{спп}}^X, M_{\text{спп}}^{\Phi\Pi}, M_{\text{спп}}^{\Omega}, M_{\text{спп}}^K, M_{\text{дп}}^{\bar{x}*}, M_{\text{дп}}^{\bar{X}*}, M_{\text{дп}}^{\hat{X}}, M_{R_{\text{дп}}}^{\hat{X}}, M_{R_{\text{дп}}}^{\bar{x}*}, \rho^{M_{R_{\text{дп}}}^{\bar{x}}}. \end{aligned}$$

Итоговый уровень интеллектуальности субъекта управления в решении процедуры H_{II} можно представить следующим выражением, состоящим из суммы результатов, полученных по формулам (7), (15), (17), (19), (21), (9), (11), (13):

$$H_{II} = \sum_1^9 H_i = H_I + \sum_5^8 H_i =$$

$$= H_I + |M_{ин}^x| + \log_2 4 |M_{смп}^x| \frac{\Delta x}{x_8} + \log_2 4 |M_{смп}^x| \frac{1}{f_a(X)} + J \log_2 \frac{100}{\Delta \Omega},$$

что превышает уровень интеллектуальности предыдущей процедуры на $(H_{II} - H_I)$ бит.

В данном примере, в зависимости от отрасли и технологичности применения искусственного интеллекта, ограничения в отношении параметров n и j существенно ослабляются, например $n = |M_{ин}^x| \leq 15$ – число альтернатив, $j = |M_{смп}^x| \leq 10$ – количество факторов [11], и показатели эффективности повышаются за счет интеллектуальных затрат на каждом этапе вывода при решении задачи выбора.

Данная процедура способна стать основой разработки различных вариантов использования искусственного интеллекта, когда один раз полученные алгоритмические конструкции могут быть доступны для многократного использования методом организации стандартного обращения к данным моделям. При этом будет наблюдаться эффект «амортизации» как расходования интеллектуального ресурса при делегировании полномочий для повторного или нового назначения.

Пример 3. Получен результативный вывод (22), отличающийся построением интеллектуальной процедуры выбора с использованием искусственного интеллекта на основе обращения к соответствующим алгоритмам, моделирующим поведение человека [27].

Эту задачу можно решить без расширения множества правил вывода, используя основную часть P_5, P_6, P_7, P_8, P_2 вывода 2, представленную формулами (14), (16), (18), (20), (8). Она будет играть роль «стандартной программы» вывода 3, принимая форму автоматически вычисляемого алгоритма $P_5 P_6 P_7 P_8 P_2$ как единой процедуры, путем удаления символов «» из основной части вывода 2. Обращением к

данному алгоритму могут служить правила вывода P_1, P_2 формул (6), (8) из результативного вывода 1 ко второй части результативного вывода 2, представленного правилами P_3, P_4 , описываемыми формулами (10), (12). Обращение включается после правила P_2 :

$$I \xrightarrow{T} \rho^3 M_{R_{дп}}^{\bar{x}} = P_1, P_2, M_{спп}^x M_{спп}^X M_{спп}^{\Phi\Pi} M_{спп}^{\Omega} M_{спп}^K M_{дп}^{\hat{X}} M_{R_{дп}}^{\hat{X}} M_{R_{дп}}^{\bar{x}^*}, P_4,$$

где в соответствии с природными возможностями человека [11] $n = |M_{дп}| \leq 5$ – число альтернатив; $j \leq 3$ – количество факторов.

Итоговый уровень интеллектуальности субъекта управления в решении процедуры H_{III} можно представить следующим выражением:

$$H_{III} = \log_2 |M| + \log_2 \left(\frac{|M_n^{\bar{x}}|}{|M_{дп}^{\bar{x}}|} \right) + H'_{II},$$

где H'_{II} – алгоритмы реализации искусственного интеллекта, предназначенные для многократного использования в рамках его «полномочий» в виде ограниченной предметной области

$$M_{спп}^x M_{спп}^X M_{спп}^{\Phi\Pi} M_{спп}^{\Omega} M_{спп}^K M_{дп}^{\bar{x}^*} M_{дп}^{\bar{x}^*} M_{дп}^{\hat{X}} M_{R_{дп}}^{\hat{X}} M_{R_{дп}}^{\bar{x}^*}.$$

Заключение

Приведенные в статье модельные примеры не исчерпывают возможности предложенной формальной системы. Впервые количественно подтвержден высокий интеллектуальный потенциал субъектов управления, возрастающий при усвоении ими различных предметных областей (междисциплинарности), когда становится доступным применение интуиции в ее наиболее развитой форме – Intueri – для усиления творческой деятельности человека. Этому прогрессу, безусловно, будет способствовать развитие базы знаний, хранящей результативные выводы формальных систем. Они реализуют возможности решения сложных задач выбора по параметрам ментальных переменных, создавая условия для реализации проективного управления гуманитарными ценностями, используя необходимость устранения некорректности решений на множествах «безразличия», тем самым ограничивая случайный выбор.

Создаваемые банки знаний могут стать неотъемлемой частью человеко-машинных систем коллективного пользования по принципу библиотек стандартных программ. Каждое обращение к стандартной программе (ИИ) увеличивает уровень интеллектуализации на величину негэнтропии, приносимой искусственным интеллектом. Следует заметить, что уровень интеллектуализации, измеряемой в битах, байтах, мегабайтах и так далее, описывает не ресурс памяти для размещения алгоритмов, а количество проявляемой при выборе негэнтропии, снижающей неопределенность в ИСУ.

Благодарность

Работа выполнена в рамках Пермского НОЦ проблем управления, созданного на базе ПНИПУ совместно с ИПУ РАН под руководством профессора В.Ю. Столбова.

Авторы выражают благодарность доктору технических наук, профессору Валерию Юрьевичу Столбову за рекомендации и ценные советы при решении данной научной задачи.

Список литературы

1. Панкратова Е.С., Финн В.К. Автоматическое порождение гипотез в интеллектуальных системах. – М.: URSS: Либроком, 2009. – 526 с.
2. Теория управления организационными системами и другие науки об управлении организациями / В.Н. Бурков, М.В. Губко, Н.А. Коргин, Д.А. Новиков // Проблемы управления. – 2012. – № 4. – С. 2–10.
3. Novikov D.A. Control systems classification // Problemy Upravleniya. – 2019. – Vol. 4. – P. 27–42.
4. Pola G., Benedetto M.D.D. Control of Cyber-Physical-Systems with logic specifications: A formal method approach // Annual Reviews in Control. – 2019. – Vol. 47. – P. 178–192.
5. Exploiting segmentation and context in deep neural networks for object detection / Y. Zhu, R. Urtasun, R. Salakhutdinov, S. Fidler // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – Toronto, 2015. – P. 4703–4711.
6. Вожаков А.В., Гитман М.Б., Столбов В.Ю. Модели принятия коллективных решений в производственных системах // Управление большими системами. – 2015. – Вып. 58. – С. 161–178.
7. Aggarwal M. Learning of aggregation models in multi criteria decision making // Knowledge-Based Systems. – 2017. – Vol. 119. – P. 1–9.

8. On the manipulability of voting rules: the case of 4 and 5 alternatives / F.T. Aleskerov, D. Karabekyan, V.I. Yakuba, M. Sanver // *Mathematical Social Sciences*. – 2012. – Vol. 64, iss. 1. – P. 67–73.

9. Ponsich A., Jaimes A.L., Coello C.A.C. A survey on multiobjective evolutionary algorithms for the solution of the portfolio optimization problem and other finance and economics applications // *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. – 2013. – Vol. 17. – P. 321–344.

10. Chen Y., Zhang G. Exchange rates determination based on genetic algorithms using mendel's principles: Investigation and estimation under uncertainty // *Information Fusion*. – 2013. – Vol. 14. – P. 327–333.

11. Intuition and quantification of mental variables of cognition subjects in the processes of comprehension of the surrounding world / V. Kharitonov, A. Alekseev, D. Krivogina, V. Spirina, R. Shaydullin, N. Safonov // *Digital Science: Advances in Intelligent Systems and Computing (AISC)*. – Cham: Springer Nature Switzerland AG, 2019. – Vol. 850. – P. 191–199.

12. Myers D.G. *Intuition: Its powers and perils*. – Yale: Yale University Press, 2004. – 322 p.

13. Farina M., Giulioni L., Scattolini R. Stochastic linear Model Predictive Control with chance constraints: a review // *Journal of Process Control*. – 2016. – Vol. 44. – P. 53–67.

14. Chomsky N. *The architecture of language*. – Oxford: Oxford University Press, 2000. – 89 p.

15. Cook V., Newson M. *Chomsky's universal grammar: An Introduction*. John Wiley & Sons, 2014. – 336 p.

16. Herrera L. The mass of a bit of information and the Brillouin's principle // *Fluctuation and Noise Letters*. – 2014. – Vol. 13, iss. 1. – P. 25–27.

17. Mellers B., Hertwig R., Kahneman D. Do frequency representations eliminate conjunction effects? An exercise in adversarial collaboration // *Psychological Science*. – 2001. – Vol. 12, iss. 4. – P. 269–275.

18. Рыбина Г.В. Интеллектуальная технология построения обучающих интегрированных экспертных систем: новые возможности // *Открытое образование*. – 2017. – № 4. – С. 43–57.

19. Козлов П.В., Южаков А.А. Применение сети на основе неокогнитронов для распознавания образов // *Вопросы защиты информации*. – 2016. – № 1 (112). – С. 28–31.

20. Large-Scale decision-making: Characterization, taxonomy, challenges and future directions from an Artificial Intelligence and applications perspective / R.-X. Ding, I. Palomares, X. Wang, G.-R. Yang, B. Liu, Y. Dong, E. Herrera-Viedma, F. Herrera // *Information Fusion*. – 2020. – Vol. 59. – P. 84–102.

21. Техно-гуманитарный взгляд на проблемы проективного управления в социально-экономических системах / В.А. Харитонов, Д.Н. Кривоги́на,

В.С. Спирина, А.С. Саламатина // Прикладная математика и вопросы управления. – 2020. – № 1. – С. 140–158.

22. Jun J., Mincheva K., Rowen L. Projective systemic modules // Journal of Pure and Applied Algebra. – 2020. – Vol. 224, iss. 5. – P. 4–27.

23. Brillouin L. The negentropy principle of information // Journal of Applied Physics. – 1953. – Vol. 24, iss. 9. – P. 1152–1163.

24. Theorizing how the brain encodes consciousness based on negentropic entanglement / R.R. Poznanski, L.A. Cacha, A.Z.A. Latif, S.H. Salleh, J. Ali, P. Yupapin, J.A. Tuszynski, M.A. Tengku // Journal of Integrative Neuroscience. – 2019. – Vol. 18, iss. 1. – P. 1–10.

25. Jarrar A., Ait Wakrime A., Balouk Y. Formal approach to model complex adaptive computing systems // Complex Adaptive Systems Modeling. – 2020. – Vol. 8, iss. 3. – P. 25–35.

26. Адельсон-Вельский Г.М., Ландис Е.М. Один алгоритм организации информации // Докл. АН СССР. – 1962. – Т. 146, № 2. – С. 263–266.

27. Atanassov K.T. Intuitionistic fuzzy sets // Fuzzy Sets and Systems. – 1986. – Vol. 20, iss. 1. – P. 87–96.

References

1. Pankratova E.S., Finn V.K. (2009) *Automatic generation of hypotheses in intelligent systems* [Avtomaticheskoe porozhdenie gipotez v intellektual'nykh sistemakh]. Moscow: URSS: Librokom, 526 p. (In Russian)

2. Burkov V.N., Gubko M.V., Korgin N.A., Novikov D.A. Teoriia upravleniia organizatsionnymi sistemami i drugie nauki ob upravlenii organizatsiiami [Theory of control in organizations and other organizational studies]. *Problemy Upravleniya*, 2012, no. 4, pp. 2–10. (In Russian)

3. Novikov D.A. Control systems classification. *Problemy Upravleniya*, 2019, no. 4, pp. 27–42. (In Russian)

4. Pola G., Benedetto M.D.D. Control of Cyber-Physical-Systems with logic specifications: A formal methods approach. *Annual Reviews in Control*, 2019, vol. 47, pp. 178–192.

5. Zhu Y., Urtasun R., Salakhutdinov R., Fidler S. Exploiting Segmentation and Context in Deep Neural Networks for Object Detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Toronto, 2015, pp. 4703–4711.

6. Vozhakov A.V., Gitman M.B., Stolbov V.Iu. Modeli priniatiia kollektivnykh reshenii v proizvodstvennykh sistemakh [Models of collective decision-making in production]. *Large-Scale Systems Control*, 2015, vol. 58, pp. 161–178. (In Russian)

7. Aggarwal M. Learning of aggregation models in multi criteria decision making. *Knowledge-Based Systems*, 2017, vol. 119, pp. 1–9.

8. Aleskerov F.T., Karabekyan D., Yakuba V.I., Sanver M. On the manipulability of voting rules: the case of 4 and 5 alternatives. *Mathematical Social Sciences*, 2012, vol. 64, no. 1, pp. 67–73.

9. Ponsich A., Jaimes A.L., Coello C.A.C. A survey on multiobjective evolutionary algorithms for the solution of the portfolio optimization problem and other finance and economics applications. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2013, vol. 17, pp. 321–344.

10. Chen Y., Zhang G. Exchange rates determination based on genetic algorithms using mendel's principles: Investigation and estimation under uncertainty. *Information Fusion*, 2013, vol. 14, pp. 327–333.

11. Kharitonov V., Alekseev A., Krivogina D., Spirina V., Shaydullin R., Safonov N. Intuition and Quantification of Mental Variables of Cognition Subjects in the Processes of Comprehension of the Surrounding World. *Digital Science : Advances in Intelligent Systems and Computing (AISC)*. Cham : Springer Nature Switzerland AG, 2019, vol. 850. pp. 191–199.

12. Myers D.G. *Intuition: Its powers and perils*. Yale University Press, 2004, 322 p.

13. Farina M., Giulioni L., Scattolini R. Stochastic linear Model Predictive Control with chance constraints: a review. *Journal of Process Control*, 2016, vol. 44. pp. 53–67.

14. Chomsky N. *The Architecture of Language*. Oxford University Press, 2000, 89 p.

15. Cook V., Newson M. *Chomsky's universal grammar: An Introduction*. John Wiley & Sons, 2014, 336 p.

16. Herrera L. The mass of a bit of information and the Brillouin's principle. *Fluctuation and Noise Letters*, 2014, vol. 13, iss. 1, pp. 25–27.

17. Mellers B., Hertwig R., Kahneman D. Do Frequency Representations Eliminate Conjunction Effects? An Exercise in Adversarial Collaboration. *Psychological Science*, 2001, vol. 12, no. 4, pp. 269–275.

18. Rybina G.V. Intellektual'naiia tekhnologiia postroeniia obuchaiushchikh integrirovannykh ekspertnykh sistem: novye vozmozhnosti [Intelligent technology for construction of tutoring integrated expert systems: new aspects]. *Open Education*, 2017, no. 4, pp. 43–57. (In Russian)

19. Kozlov P.V., Iuzhakov A.A. Primenenie seti na osnove neokognitronov dlia raspoznavaniia obrazov [The use of network -based pattern recognition Neocognitron]. *Information security issues*, 2016, vol. 112, no. 1, pp. 28–31. (In Russian)

20. Ding R.-X., Palomares I., Wang X., Yang G.-R., Liu B., Dong Y., Herrera-Viedma E., Herrera F. Large-Scale decision-making: Characterization, taxonomy, challenges and future directions from an Artificial Intelligence and applications perspective. *Information Fusion*, 2020, vol. 59, pp. 84–102.

21. Kharitonov V.A., Krivogina D.N., Spirina V.S., Salamatina A.S. Tekhno-gumanitarnyi vzgliad na problemy proektivnogo upravleniia v sotsial'no-ekonomicheskikh sistemakh [Techno-humanitarian view on problems of projective management in socio-economic systems]. *Applied Mathematics and Control Sciences*, 2020, no. 1, pp. 140–158. (In Russian)
22. Jun J., Mincheva K., Rowen L. Projective systemic modules. *Journal of Pure and Applied Algebra*, 2020, vol. 224, no. 5, pp. 4–27.
23. Brillouin L. The negentropy principle of information. *Journal of Applied Physics*, 1953, vol. 24, iss. 9, pp. 1152–1163.
24. Poznanski R.R., Cacha L.A., Latif A.Z.A., Salleh S.H., Ali J., Yupapin P., Tuszynski J.A., Tengku M.A. Theorizing how the brain encodes consciousness based on negentropic entanglement. *Journal of Integrative Neuroscience*, 2019, vol. 18, no. 1, pp. 1–10.
25. Jarrar A., Ait Wakrime, A., Balouk, Y. Formal approach to model complex adaptive computing systems. *Complex Adaptive Systems Modeling*, 2020, vol. 8, no. 3, pp. 25–35.
26. Adel'son-Vel'skii G.M., Landis E.M. Odin algoritm organizatsii informatsii [One algorithm for the organization of information]. *Report of the USSR Academy of Sciences*, 1962, vol. 146, no. 2, pp. 263–266. (In Russian)
27. Atanassov K.T. Intuitionistic fuzzy sets. *Fuzzy Sets and Systems*, 1986, vol. 20, iss. 1, pp. 87–96.

Статья получена: 31.08.2020

Статья принята: 11.03.2021

Сведения об авторах

Харитонов Валерий Алексеевич (Пермь, Россия) – доктор технических наук, профессор, профессор кафедры «Строительный инжиниринг и материаловедение», Пермский национальный исследовательский политехнический университет (614990, Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: cems@pstu.ru).

Кривогина Дарья Николаевна (Пермь, Россия) – кандидат технических наук, доцент кафедры «Строительный инжиниринг и материаловедение», Пермский национальный исследовательский политехнический университет (614990, Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: krivogina@ce.ms.pstu.ru).

Спирина Варвара Сергеевна (Пермь, Россия) – кандидат экономических наук, доцент кафедры «Строительный инжиниринг и материаловедение», Пермский национальный исследовательский политехнический университет (614990, Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: spirina@ce.ms.pstu.ru).

About the authors

Valery A. Kharitonov (Perm, Russian Federation) – Doctor of Technical Sciences, Professor, Department of Construction Engineering and Material Sciences, Perm National Research Polytechnic University (29, Komsomolsky av., Perm, 614990, e-mail: cems@pstu.ru).

Darya N. Krivogina (Perm, Russian Federation) – Ph.D. in Technical Sciences, Associate Professor, Department of Construction Engineering and Material Sciences, Perm National Research Polytechnic University (29, Komsomolsky av., Perm, 614990, e-mail: krivogina@pstu.ru).

Varvara S. Spirina (Perm, Russian Federation) – Ph.D. in Economical Sciences, Associate Professor, Department of Construction Engineering and Material Sciences, Perm National Research Polytechnic University (29, Komsomolsky av., Perm, 614990, e-mail: spirina@pstu.ru).

Библиографическое описание статьи согласно ГОСТ Р 7.0.100–2018:

Харитонов, В.А. Негэнтропийный подход к оцениванию уровня интеллектуализации систем управления в задачах принятия решений / В. А. Харитонов, Д. Н. Кривоги́на, В. С. Спирина. – текст : непосредственный. – DOI 10.15593/2499-9873/2021.1.04 // Прикладная математика и вопросы управления = Applied Mathematics and Control Sciences. – 2021. – № 1. – С. 59–80.

Цитирование статьи в изданиях РИНЦ:

Харитонов В.А., Кривоги́на Д.Н., Спирина В.С. Негэнтропийный подход к оцениванию уровня интеллектуализации систем управления в задачах принятия решений // Прикладная математика и вопросы управления. – 2021. – № 1. – С. 59–80. – DOI: 10.15593/2499-9873/2021.1.04

Цитирование статьи в references и международных изданиях:

Cite this article as:

Kharitonov V.A., Krivogina D.N., Spirina V.S Nongentropic approach to estimating the level of intelligence of control systems in decision-making tasks. *Applied Mathematics and Control Sciences*, 2021, no. 1, pp. 59–80. DOI: 10.15593/2499-9873/2021.1.04 (*in Russian*)