

ЗАДАЧИ И АЛГОРИТМЫ СИНТЕЗА И СОГЛАСОВАНИЯ ЗНАНИЙ ДЛЯ КОМБИНИРОВАННЫХ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ

С.А. Баркалов, bsa610@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0001-6183-3004>

А.В. Белоусов, alexbelousov19@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0002-0934-6724>

О.Н. Бекирова, obekirova@cchgeu.ru, <https://orcid.org/0009-0004-6373-3452>

Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия

Аннотация. В данной работе рассматриваются вопросы синтеза, согласования и извлечения знаний в комбинированных и сетевых экспертных системах. В настоящее время для принятия ответственных решений применяются комплексные подходы, объединяющие неформальные знания экспертов, формальные логические конструкции и математические алгоритмы. Однако для разрешения сложных задач, затрагивающих экономику, технику или социальные сферы, часто необходимы знания и опыт целой группы специалистов, обладающих компетенциями в разных областях. Для эффективного функционирования консилиумов и координационных советов, принимающих групповые решения, необходимы совершенствование существующих процедур и, что особенно важно, научная и техническая база для обогащения и синтеза знаний. **Цель исследования** заключается в разработке моделей и алгоритмов синтеза, пополнения и извлечения знаний в комбинированных и сетевых экспертных системах, позволяющих существенно минимизировать риски извлечения некорректных знаний путем модификации функции вывода. **Материалы и методы исследования.** Функции, реализующие строгое наследование, находят свое воплощение в механизме скалярной оптимизации, направленном на достижение конкретной цели. В свою очередь, функции, обладающие свойствами наследования и согласия, могут быть эффективно реализованы с помощью механизма векторной оптимизации, основанного на принципах предпочтения. Паретова оптимизация обеспечивает реализацию функций выбора, которые обладают такими важными качествами, как наследование, согласованность и независимость от отброшенных вариантов. **Результаты.** Представленные в статье методы предоставляют эффективный инструмент для оперативного разрешения широкого спектра задач, неизбежно возникающих при синтезе сложных и дорогостоящих экспертных систем и их ядра – баз знаний, учитывая как внутренние, так и внешние факторы неопределенности. Благодаря использованию Паретовой оптимизации при пополнении знаний в ядро системы создается основа для системы поддержки принятия решений для руководителей различных уровней иерархии, при этом функция вывода всегда соответствует конкретному ЛПР. **Заключение.** Полученные результаты в полной мере применимы для создания систем синтеза знаний, представляющих собой сети согласованных экспертных систем. Такие системы смогут не только имитировать решения конкретных специалистов, но и воспроизводить коллективные решения экспертов, обладающих разным опытом в разных сферах сложных проблем.

Ключевые слова: алгоритм; векторная оптимизация; лицо, принимающее решения; граф; экспертная система; функция вывода

Для цитирования: Баркалов С.А., Белоусов А.В., Бекирова О.Н. Задачи и алгоритмы синтеза и согласования знаний для комбинированных экспертных систем // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». 2026. Т. 26, № 3. С. 68–78. DOI: 10.14529/ctcr260306

PROBLEMS AND SYNTHESIS ALGORITHMS AND APPROVALS OF KNOWLEDGE FOR THE COMBINED EXPERT SYSTEMS

S.A. Barkalov, bsa610@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0001-6183-3004>

A.V. Belousov, alexbelousov19@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0002-0934-6724>

O.N. Bekirova, obekirova@cchgeu.ru, <https://orcid.org/0009-0004-6373-3452>

Voronezh State Technical University, Voronezh, Russia

Abstract. In this work questions of synthesis, approval and extraction of knowledge in the combined and network expert systems are considered. Now the integrated approaches integrating informal knowledge of experts, formal logical constructions and mathematical algorithms are applied to acceptance of crucial decisions. However, knowledge and experience of the whole group of the specialists having competences of different areas are often necessary for permission of the difficult tasks mentioning economy, the equipment or social spheres. For effective functioning of the consultations and coordination councils making group decisions are necessary improvement of the existing procedures and that is especially important, scientific and technical base for enrichment and synthesis of knowledge. **The research objective** consists in development of models and synthesis algorithms, replenishments and extraction of knowledge in the combined and network expert systems allowing to minimize significantly risks of extraction of incorrect knowledge by modification of output function. **Materials and methods of a research.** The functions implementing strict inheritance find the embodiment in the mechanism of scalar optimization directed to achievement of a specific goal. In turn, the functions having properties of inheritance and consent can be effectively implemented by means of the mechanism of vector optimization based on the principles of preference. Pareto optimization provides implementation of functions of the choice which have such important qualities as inheritance, coherence and independence of the discarded options. **Results.** The methods presented in article provide the effective tool for operational permission of a broad spectrum of the tasks which are inevitably arising at synthesis of complex and expensive expert systems and their kernels – knowledge bases, considering, both internal, and external factors of uncertainty. Thanks to Pareto optimization at replenishment of knowledge in a system kernel, the basis for decision making support system for heads of different hierarchy levels is created, at the same time output function always corresponds to the specific decision-maker. **Conclusion.** The received results are fully applicable for creation of systems of synthesis of knowledge representing networks of the coordinated expert systems. Such systems will be able not only to imitate solutions of specific specialists, but also to reproduce collective solutions of the experts having different experience in different spheres of complex problems.

Keywords: algorithm; vector optimization; person making decisions; graph; expert system; output function

For citation: Barkalov S.A., Belousov A.V., Bekirova O.N. Problems and synthesis algorithms and approvals of knowledge for the combined expert systems. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics*. 2026;26(3):68–78. (In Russ.) DOI: 10.14529/ctcr260306

Введение

В качестве основы для создания базы знаний, ориентированной на решение конкретной задачи, используются протоколы диалогов между инженером, специализирующимся на машинном обучении, и экспертом в данной области. Полученная база содержит лишь ограниченный набор «знаний».

Функция выбора (ФВ), предназначенная для работы с этой базой, обучена на ограниченном количестве примеров. Для обеспечения удовлетворительного ответа на запросы пользователя необходимо установить строгие критерии для отбора начальных предъявлений и их количества. Для того чтобы база знаний эффективно пополнялась с обоснованием, необходимо, чтобы у инженера по машинному обучению имелись достаточные данные для выявления мотивационных факторов, определяющих выбор эксперта [1].

Формула функции вывода (ФВ) может быть рассчитана для любого пользователя и любого варианта из набора предложений, относящихся к исследуемой тематике, благодаря алгоритму, имитирующему подход эксперта к выбору. Свойства, которые приобретает ФВ, устанавливаются механизмом выбора, задействованным в алгоритме. Функции, реализующие строгое наследование, находят свое воплощение в механизме скалярной оптимизации, направленном на достижение конкретной цели [2]. В свою очередь, функции, обладающие свойствами наследования и согласия, могут быть эффективно реализованы с помощью механизма векторной оптимизации, основанного на принципах предпочтения.

Паретова оптимизация обеспечивает реализацию функций выбора, которые обладают такими важными качествами, как наследование, согласованность и независимость от отброшенных вариантов. Для классов ФВ, обладающих другими, не противоречащими друг другу, свойствами, применяются схемы динамического программирования, основанные на определенной информационной структуре [3].

Этот подход подразумевает создание экономной программы извлечения знаний: сбор только необходимой информации, которая позволит построить алгоритмы логического вывода и тем самым расширить базу знаний.

Постановка задачи

Вопрос о расширении базы знаний сводится к следующему [3, 4]:

Пусть задано поле выбора $B(G)$, тогда:

1) определить минимальное количество предъявлений, необходимое для получения непустых значений функциональной зависимости (ФВ) $C(\cdot)$, обладающих заданными свойствами – характеристиками мотивации экспертного решения. Это позволит обеспечить наполнение ФВ, отражающее определенное ее сечение (т. е. $ФВ \hat{C}(X) \subseteq C(X) \forall X \in B(G)$) в рамках всего поля выбора;

2) разработать алгоритм, который будет наполнять фрагмент функциональной модели, ориентируясь на выявленные причины экспертного решения.

Рассмотрим ряд утверждений, которые помогают понять, насколько сложно пополнять знания в сложных областях, отвечающих ключевым требованиям, связанным с мотивацией экспертных решений. Эти же утверждения можно интерпретировать как необходимые условия для накопления знаний и применить для создания соответствующих вычислительных алгоритмов:

При соблюдении условия наследования для непустой ФВ $\{C(\cdot), B(G)\}$ и регулярном предъявлении G возможно восстановить сечение $\hat{C}(\cdot)$ ФВ $\{C(\cdot), B(G)\}$, которое будет строго наследовать заданные свойства по $\chi_C(G)$.

В случае, когда функциональная величина (ФВ) $\{C(\cdot), B(G)\}$ наследует свойства и все максимальные предъявления регулярны, ее сечение, также наследующее эти свойства [5], может быть определено на основе характеристик этих предъявлений ФВ $\{C(\cdot), B(G)\}$.

Рассмотрим молекулу M_z , состоящую из атомов, чьи области влияния частично перекрываются Z .

В данном случае получается, что если функция ФВ $\{C(\cdot), B(G)\}$, описывающая синтез координатных

$$ФВ \{C_i(\cdot), B_i(G_i)\}, i \in I, C(\cdot), \quad (1)$$

наследуется на молекулах и

$$\forall Z \in B(G) \ C(Z) \supseteq Z \cap C(M_z), \quad (2)$$

то для определения сечения $C(\cdot)$ восстановления понадобится информация только о молекулах с максимальным уровнем включения.

Расширенная задача пополнения знаний

Пусть выполнены условия [6]:

1) $V(\cdot)$ отображает значения в однообразном порядке, где

$$\forall A, B \in K(H): V(A) \cap V(B) \neq \emptyset \Rightarrow A \cap B \neq \emptyset; \quad (3)$$

2) $K(H)$ охватывает все множества H , состоящие из одного элемента, и сохраняет свойство замкнутости при пересечении;

3) $(\cdot): B(G) \rightarrow B_M(G)$ также соответствует требованиям наследования;

4) $\forall X, Y \in B_M(G) X \cap Y \neq \emptyset \rightarrow X \cap Y \in B_M(G)$;

5) $V(H)$ – систематическое представление в $B(G)$.

Для создания сечения расширенной функции вывода (РФВ)

$$[V(\cdot), K(H), C(\cdot), B(G)] \quad (4)$$

необходимо лишь знать величины $C(\cdot), V(\cdot), W(\cdot), \lambda^*(\cdot)$ на $O(n + m)$ в заданных наборах при условии, что $m = |H|, n = |G|$.

Тогда для получения сечения РФВ рекомендуется придерживаться описанной ниже процедуры.

Алгоритм 1

Шаг 1. В самом начале производится расчет показателя $\chi_c(V(H))$.

Шаг 2. На основе свойств $\chi_c(V(H))$ создается группа или семейство $P_V(H)$.

Шаг 3. Определяются значения $V(\cdot)$ в точках множества H .

Шаг 4. На четвертом этапе на входе $A \in K(H)$ выявляется элемент k , имеющий наименьший номер среди тех $P_V(H)$, у которых пересечение с заданной областью не пусто.

В данном случае значение сечения ФВ вычисляется по следующей формуле:

$$F(A) = V^1(A \cap \lambda^*(W(C(C_\Delta^k(V(H)))))). \quad (5)$$

Если реализованы следующие условия [7]:

1) $C(\cdot): B^1(G) \rightarrow B_M(G)$ – соответствует критериям наследования;

2) $\forall A, B \in K(H) V(A) \subseteq V(B) \Leftrightarrow A \subseteq B$;

3) $V(A)$ – постоянное выставление на проверку в любых максимально обширных сценариях $A \in K(H)$;

4) $K(H)$ включает в себя любой набор, состоящий из одного элемента.

Изучая одноэлементные ситуации $V(\cdot)$, свойства образов, максимально охватывающих элементы $K(H)$ при визуализации $V(\cdot)$, а также значения $W(\cdot)$ и $\lambda^*(\cdot)$, присвоенные этим образам, можно получить информацию о сечении РФВ $[V(\cdot), K(H), C(\cdot), B(G)]$.

В качестве методики создания сечения РФВ рекомендуется алгоритм 2.

Алгоритм 2

Шаг 1. В множестве $V(\cdot)$ устанавливаются значения для каждой точки.

Шаг 2. Определяется полный список самых обширных элементов $K(H)$, включая все возможные значения $V(\cdot)$ для каждого элемента $[V(A_i), i \in I]$, представленные в виде списка $[\chi_c(V(A_i), i \in I)]$, а также сопутствующий набор их свойств.

Шаг 3. Определяются величины $W(\cdot)$ и $\lambda^*(\cdot)$, соответствующие элементам характеристик.

Шаг 4. В качестве следующего шага выявляется полный набор ситуаций $A \in K(H)$, которые максимально охватывают входную ситуацию $I(A)$, и затем вычисляется значение $V^1(A)$ путем объединения значений $V(\cdot)$, присущих каждой из этих ситуаций.

Шаг 5. Рассмотрим минимальный элемент множества $I(A)$ (для наглядности). Его вычисление $\text{rg}(V(A)/V(A_i))$ (для упрощения рассуждений) даст нам пересечение с элементом $V^1(A)$ – характеристики $\chi^*(V(A_i))$, которое, в свою очередь, совпадет с сечением [8] исходной функциональной зависимости.

Очевидно, трудозатраты данной процедуры тесно связаны с количеством t максимально включенных элементов $K(H)$, которое в разы больше, чем в процедуре 1. Таким образом, количество множеств $V(\cdot), C(\cdot), W(\cdot), \lambda^*(\cdot)$, где производятся вычисления значений, идентично $t \times O(n + m)$.

Прямая задача синтеза знаний (ПЗСЗ)

Проблема синтеза знаний заключается в следующем.

Представлены непустые координатные функции $\{C_i(\cdot), B_i(G_i)\}_{i=1}^k$ и алгоритм сопоставления $[D(\cdot), ML(G)]$.

Необходимо выявить синтетическую функцию связи (ФВ) $\{C(\cdot), B(G)\}$, где $G = \prod_{i \in I} G_i, C(\cdot)$, которая соответствует согласованным координатным ФВ $G_i(\cdot), I = \{1, 2, \dots, k\}$.

Для более точного определения задачи необходимо ввести ряд уточняющих определений.

Для каждой функциональной величины (ФВ) $\{C_i(\cdot), B_i(G_i)\}$, определенной на частных множествах G , мы сопоставим ее дополнение $\{C^1(\cdot), B^1(G)\}$, также заданное на частных множествах $\prod_{i \in I} G_i$:

$$B_i^1(G) = \{Z: Z = \prod_{m \in I} X_m, X_i \in B_i(G_i), X_m \subseteq G_m, m \neq i\}; \quad (6)$$

$$C_i^1(\prod_{m \in I} X_m) = \prod_{m \in I} Y_m, Y_i = C_i(X_i), Y_m = X_m, m \neq i. \quad (7)$$

Пусть

$$\bigcap_{i \in I} B_i^1(G) = \left\{ Z: Z = \bigcap_{i \in I} X_i, X_i \in B_i^1(G) \right\}. \quad (8)$$

Рассмотрим естественный вариант продолжения $\bigcap_{i \in I} B_i^1(G)$ (Картезианское произведение множеств выборов ФВ $\{C_i(\cdot), B_i(G_i)\}_{i=1}^k$) на основе $\prod(\{B_i(G_i)\}_1^k)$.

Пусть

$$C_v(\prod_{i \in I} X_i) = \prod_{i \in I} C_i(X_i) \quad \forall X_i \in B_i(G_i), \quad (9)$$

тогда

$$\{C_i(\cdot), B_i(G_i)\}_{i=1}^k \text{ ФВ } \left\{ C_v(\cdot), \bigcap_{i \in I} B_i^1(G_i) \right\} \quad (10)$$

представляет собой ядро набора.

Поведение ядра аналогично [8, 9] поведению каждой координатной функции, но только в рамках определенных множеств:

$$\bigcap_{i \in I} B_i^1(G_i).$$

Синтетическая функция выборки (ФВ) предъявляет повышенные требования к области определения, которая, в отличие от ядра, не ограничивается параллелепипедами [9].

Тогда ФВ $\{C(\cdot), B(G)\}$ является синтезом набора $\{C_i(\cdot), B_i(G_i)\}_{i=1}^k$, если выполнены следующие требования:

$$\left\{ \begin{array}{l} G = \prod_{i \in I} G_i; \\ \bigcap_{i \in I} B_i^1(G_i) \subseteq B_M(G) \subseteq \prod(\{B_i(G_i)\}_1^k); \\ C(Z) \cap C_v(Z) \neq \emptyset \quad \forall Z \in \bigcap_{i \in I} B_i^1(G_i); \\ D(X) \subseteq \bigcup_{Y \in X_M} \bigcup_{i \in I} C_i^1(Y) \quad \forall X \in ML(G); \\ D(C_v(X)) \cap C(X) \neq \emptyset \quad \forall X \in ML(G). \end{array} \right. \quad (11)$$

Рассмотрим естественные предпосылки согласования, присущие задачам многомерного синтеза.

Предположим, что каждый элемент множества ФВ имеет базис $\{C_i(\cdot), B_i(G_i)\}_{i=1}^k$, $\forall i \in \overline{1, k} \exists N_i(G_i) \subseteq B_i(G_i)$, что удовлетворяет условиям:

- 1) $\forall Z \in B_i(G_i)$ его поверхность охватывают элементы из $N_i(G_i)$,
- 2) $\forall Z \in N_i(G_i) C_i(Z) = Z$.

Создадим множество

$$M(\prod_{i \in I} G_i) = \{Z: Z = \prod_{i \in I} X_i, X_i \in N_i\}. \quad (12)$$

Атомы, входящие в это множество, формируют структуру атомной решетки по отношению к ФВ $\left\{ C_v(\cdot), \bigcap_{i \in I} B_i^1(G_i) \right\}$.

Пусть будет обозначено множеством всех молекул $ML(\prod_{i \in I} G_i)$, а его естественным расширением $ML(\prod_{i \in I} G_i)$ – через $\widehat{ML}(\prod_{i \in I} G_i)$.

Рассмотрим две молекулы [10]: одна состоит из атомов, частично или полностью перекрывающихся $Z \in B(G)$ с M_Z , а другая – из атомов, являющихся элементами N_Z .

В рамках нашего анализа мы будем исследовать контролируемый синтез, где параметры согласования подчиняются заданным соотношениям [10]:

- 1) $ML(\prod_{i \in I} G_i) \subseteq B(G) \subseteq \widehat{ML}(\prod_{i \in I} G_i)$;
- 2) $\forall Z \in B(G) M_Z, N_Z \in B(G)$;
- 3) Если Z – молекула, то и $C(Z)$ – молекула.

Расширенная прямая задача синтеза знаний (РПЗСЗ)

В рамках расширенной прямой задачи мера синтеза знаний заключается в установлении связей между данными, представленными в виде координатных [11] РФВ:

$$[V_i(\cdot), K_i(H_i), C_i(\cdot), B_i(G_i)], i \in I = \{1, 2, \dots, k\}, \quad (13)$$

следующей РФВ $[V(\cdot), K(H), C(\cdot), B(G)]$ при нижеприведенных ограничениях:

$$\left\{ \begin{array}{l} G = \prod_{i \in I} G_i, H = \prod_{i \in I} H_i; \\ \{Z: Z = \prod_{i \in I} Z_i, Z_i \in K_i(H_i), i \in I\} \subseteq K(H); \\ \{X: X = \prod_{i \in I} X_i, X_i \in B_i(G_i), i \in I\} \subseteq B(G); \\ \forall X = \prod_{i \in I} X_i \in B(G) \ C(X) \cap \prod_{i \in I} C_i(X_i) \neq \emptyset; \\ D(X) \subseteq \bigcup_{Y \in X_M} \bigcup_{i \in I} C_i^1(Y) \ \forall X \in ML(G); \\ D(C_v(X)) \cap C(X) \neq \emptyset \ \forall X \in ML(G). \end{array} \right. \quad (14)$$

Рассмотрим синтетическую РФВ $[V(\cdot), K(H), C(\cdot), B(G)]$ как результат объединения координатных РФВ $\{[V_i(\cdot), K_i(H_i), C_i(\cdot), B_i(G_i)], i \in I\}$ и ФВ $[D(\cdot), ML(G)]$ при соблюдении определенных критериев (14).

Обратная задача синтеза знаний (ОЗСЗ)

Задача синтеза знаний (ОЗСЗ) в обратном направлении ставит перед собой цель – определить координатные знания на основе заданных синтетических знаний и правил их согласования [12]. В целом обратная задача ОЗСЗ заключается в разбиении общей концепции выбора системы на более мелкие концепции выбора подсистем. Согласованное объединение этих частных концепций должно привести к восстановлению исходной концепции.

Базы знаний структурируются с помощью функций, определяющих выбор.

$$\{C(\cdot), B(G)\} \{B_i(G_i)\}, i \in \{1, 2, \dots, n\}, \{D(\cdot), M(G)\}, \quad (15)$$

где $C(\cdot), C_i(\cdot), D(\cdot)$ – синтетическая координатная ФВ и ФВ принципов согласования;

$G = \prod_{i \in I} G_i, I \in \{1, \dots, n\}$ – альтернативы ФВ, G_I ;

$i \in I$ – альтернативы i -й ФВ;

$B(G) \subseteq 2^G$ и $B_i(G_i) \subseteq 2^{G_i}$ – варианты выбора: синтетические или координатные ФВ;

$MS(G)$ – список опций для настройки согласования (взаимосвязь $MS(G)$ с другими свойствами баз знаний определяется эмпирически, как правило $MS(G) = ML(G)$).

Различные варианты $X \in B(G), X_i \in B_i(G_i), X \in MS(G)$ обозначим как синтетические и координатные представления ФВ, а также функцию, обеспечивающую их согласование $D(\cdot)$.

В семействах $[D(\cdot, a), B(G), a \in A]$, где $[D(\cdot, a), B(G), a \in A], \forall a \in A$ параметрическая функция выбора (ПФВ) определяет выбор, имея собственное поле параметров.

Рассмотрим синтетическую функцию ФВ, обозначенную как $C(\cdot), B(G)$, и атомную решетку $\mathcal{T}(G)$, представленную множеством $ML(G)$ молекул. Спектр $[C(\cdot), B(G)], \{B_i(G_i), i \in I\}$, который является набором проекций $B(G), I = \{1, 2, \dots, n\}$, связан с множеством индексов, $G = \prod_{i \in I} G_i$ образуемых декартовым произведением конечных множеств [12].

Рассмотрим следующие условия согласования:

$$\left\{ \begin{array}{l} X \cap A \subseteq D(X, A) \subseteq X \ \forall A \subseteq G \ \forall X \in ML(G); \\ D(X, \prod_{i \in I} C_i(Pr_i X)) \cap C(X) \neq \emptyset \ \forall X \in ML(G). \end{array} \right. \quad (16)$$

Тогда заданы:

1) задача синтеза знаний в обратном порядке предполагает поиск набора фактов ФВ $\{C_i(\cdot), B_i(G_i), i \in I\}$, который соответствует заданным критериям (16);

2) для поиска подходящего набора РФВ $\{[V_i(\cdot), B(G), C_i(G_i)]\}$ необходимо применить расширенную ОЗСЗ, соответствующую (16);

3) ОЗСЗ параметрического характера, если необходимо определить ПФВ $\{[C_i(\cdot, a), B_i(G_i), a \subseteq G, i \in I]\}$, который соответствует заданным критериям (16).

Решение, принятое с помощью ФВ, связывается с конкретным лицом, ответственным за принятие решения (ЛПР). После того как оптимальное решение ОЗСЗ будет найдено, работа ФВ, то есть синтез выбора, прекращается [13]. Вместо этого наступает этап выбора в рамках координатных полей и последующего согласования.

Задача согласования знаний (ЗСЗ)

В процессе синтеза знаний концепция согласования выполняет функцию, аналогичную понятиям равновесия, компромисса и справедливости в рамках теории принятия решений. В контексте выбора она отражает субъективное восприятие принимающего решение индивида о достижении компромисса или справедливого результата. При синтезе знаний это выражается как оценка

эксперта высокого уровня, касающаяся качеств синтезированных знаний, которые формируются из координатных данных. Целью процесса согласования является определение согласованных параметров, которые одновременно логически обоснованы и воспринимаются как разумные [14]. Эти параметры представляются в форме функции выбора.

В рамках двумерной ПЗСЗ задача заключается в генерации синтетических функций (синтетической функциональной зависимости) на основе заданных координатных данных $[C_i(G_i), B_i(G_i)]$, $i = 1, 2$ и заранее определенных правил согласования.

Пусть $\mathcal{T}(G_1, G_2)$ – синтетические знания, формирующиеся в рамках структуры атомной решетки, а $\hat{\mathcal{T}}(G_1, G_2)$ – ее расширение.

Обозначим для любого

$$Z \subseteq G = G_1 \times G_2$$

через M_Z молекулу, состоящую из атомов, чьи области влияния частично перекрываются Z , а через N_Z – молекулу, содержащую атомы, входящие в Z .

В рамках данного рассмотрения мы принимаем за основу, что функция ФВ, отвечающая за согласование, подчиняется следующим зависимостям:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathcal{T}(G_1, G_2) \subseteq B(G) = B(G_1, G_2) \subseteq \hat{\mathcal{T}}(G_1, G_2); \\ \forall X, Y \subseteq \mathcal{T}(G_1 \times G_2), C(X \times Y) = C_1(X) \times C_2(Y); \\ \quad \forall Z \subseteq B(G) \ M_Z, N_Z \subseteq B(G); \\ \text{если } Z \text{ — молекула, то и } C(Z) \text{ — молекула.} \end{array} \right. \quad (17)$$

Условия [14]:

1) это подразумевает, что каждый атом может быть включен в синтезированную ФВ и одновременно каждый раз при формировании ФВ $C(\cdot)$ обязательно присутствует как минимум один атом;

2) атом характеризуется только координатами ФВ, которые независимо друг от друга определяют его состояние;

3) подразумевает, что каждая демонстрация приближается к реализации с помощью молекул;

4) неделим и неразложим.

В рамках формально расширенной задачи мерного синтеза знаний цель заключается в вычислении координатных РФВ:

$$[V_i(\cdot), K_i(H_i), C_i(\cdot), B_i(G_i)], \quad i \in I = \{1, 2, \dots, n\},$$

синтетической ФВ:

$$[V(\cdot), K(H), C(\cdot), B(G)],$$

исходя из имеющихся данных, при соблюдении установленных ограничений.

$$\left\{ \begin{array}{l} G = \prod_{i \in I} G_i, H = \prod_{i \in I} H_i; \\ \{Z: Z = \prod_{i \in I} Z_i, Z_i \in K_i(H_i), i \in I\} \subseteq K(H); \\ \{X: X = \prod_{i \in I} X_i, X_i \in B_i(G_i), i \in I\} \subseteq B(G); \\ \forall X = \prod_{i \in I} X_i \in B(G) C(X) \cap \prod_{i \in I} C_i X_i = \emptyset. \end{array} \right. \quad (18)$$

Это актуально при условии соблюдения определенных принципов, на которых основывается согласование.

Рассмотрим условия, при которых возможно согласование. Предполагается, что каждый элемент атомной решетки $\mathcal{T}(G)$ можно представить как результат операции декартового произведения координатных полей выбора.

Ввиду многогранности понятий атомной решетки каждая функция ФВ $[D(\cdot), ML(G)]$ неразрывно связана с наличием собственной функции согласования.

Если получена функция согласования $[D(\cdot), ML(G)]$:

– синтетическая РФВ $[V(\cdot), K(H), C(\cdot), B(G)]$ представляет собой синтез координатных РФВ $\{[V_i(\cdot), K_i(H_i), C_i(\cdot), B_i(G_i)], i \in I\}$ с функцией согласования $[D(\cdot), M(G)]$, если $C(\cdot)$ совпадает с $D(\cdot)$ на молекулах и выполнены условия (18);

– в случае зафиксированной атомной решетки, при соблюдении определенных критериев (18), то синтетическая РФВ $[V(\cdot), K(H), C(\cdot), B(G)]$ является синтезом координатных РФВ $[V_i(\cdot), K_i(H_i), C_i(\cdot), B_i(G_i)], i \in I$.

Важно подчеркнуть, что в рамках расширенной прямой задачи синтеза $C(\cdot)$ помимо функции потерь также требуется определить отображение $V(\cdot)$.

Если задано $\mathcal{T}_i \subseteq K_i(H_i)$, представляющее собой покрытие H_i , $i \in I$, тогда множество $\prod_{i \in I} \mathcal{T}_i$ $\{S: S = \prod_{i \in I} S_i, S_i \in \mathcal{T}_i, i \in I\}$, элементы которого представляют собой атомы, а их объединения – молекулы.

Тогда $\prod_{i \in I} \mathcal{T}_i$ S -решетка, если $\prod_{i \in I} \mathcal{T}_i \subseteq K(H)$.

Пусть M представит собой совокупность всех молекул $M(\prod_{i \in I} \mathcal{T}_i)$.

Полагаем, что $ML(G) \subseteq B(G)$.

Предположим, что соблюдены следующие условия:

1) $V(S) = \prod_{i \in I} V_i(S_i)$, $C(V(S)) = \prod_{i \in I} C_i(V_i(S_i)) \forall S = \prod_{i \in I} S_i \in \prod_{i \in I} \mathcal{T}_i$;

2) координатные ФВ $C_i(\cdot)$, $i \in I$ обладают свойством строгого наследования.

В этом случае речь идет о синтетической РФВ $[V(\cdot), K(H), C(\cdot), B(G)]$, где аддитивное отображение $M(\prod_{i \in I} \mathcal{T}_i)$ реализуется на монотонной основе $V(\cdot)$.

В свою очередь, ФВ $C(\cdot)$, отвечающая требованию строгих правил наследования, может быть восстановлена с неизменным отношением к параметру $M(\prod_{i \in I} \mathcal{T}_i)$.

Чтобы создать синтетическую РФВ, нужно выполнить ряд последовательных [15] действий (алгоритм 3).

Шаг 1. Представить значения $V(\cdot)$ атомов как результат перемножения координатных представлений $V_i(\cdot)$, а для молекул – суммировать эти значения по аддитивному принципу.

Шаг 2. Определить величины $C(V(\cdot))$ для каждой двухатомной молекулы и составить рейтинг их приоритетности R .

Шаг 3. Выбрать набор индексов, соответствующий заданной входной ситуации на основе ее характеристик $J(S)$. Тогда $C(V(S)) = \bigcup_{J(S)} C(V(S_i))$.

Обратная задача синтеза знаний (ОЗСЗ)

В рамках ОЗСЗ используются заранее определенные синтетические знания, отображаемые синтетической ФВ $C(\cdot)$ в разделе выбора $B(G)$, а также условия согласования $D(\cdot)$, выраженные в виде ФВ согласования или требований к молекулярному набору $ML(G)$, представленному в поле выбора.

В рамках определения необходимо рассматривать координатные представления знаний, предоставляемые ФВ $C_i(\cdot)$ на $B_i(G_i)$, $i \in I$. Задача синтеза знаний, с другой стороны, может быть трактована как разложение единой концепции выбора системы на ее составляющие элементы. Согласованное объединение этих элементов должно обеспечивать восстановление исходной концепции [15].

Базы координатных и синтетических знаний могут определяться, вообще говоря, произвольными ФВ. Функция же согласования $D(\cdot)$ на множестве молекул $ML(G)$ поля выбора $B(G)$ должна по своему содержательному смыслу удовлетворять некоторым минимальным требованиям.

Предположим, что сферы принятия решений по координатным знаниям $B_i(G_i)$ $i \in I$ охватывают проекции G_i на области выбора $B(G)$ синтетических знаний:

$$B_i(G_i) \supseteq Pr_i B(G) = \{Y: Y = Pr_i Z, Z \in B(G)\}, Pr_i Z = Pr_{G_i} Z. \quad (19)$$

Молекулярный уровень $D(\cdot)$ выступает как основа для согласования. В этом контексте единицей измерения служит молекула $D(\cdot)$.

Цель ФВ $D(\cdot)$ – согласовывать концепцию $C(X)$ системы с концепциями $C_i(Pr_i X)$ подсистем.

Ранее было отмечено, что для выполнения функции $D(\cdot)$ согласования не подходят все функции, заданные на $ML(G)$.

Допустимая функция $D(\cdot)$ должна, как минимум, соответствовать следующим требованиям:

$$D(C_v(X)) \cap C(X) \neq \emptyset \forall X \in ML(G). \quad (20)$$

Согласование концепций подсистем должно быть основано на выборе решений, которые входят общий язык у всех участвующих подсистем, хранящих координатные знания. В математическом выражении это правило выглядит как

$$D(X) \subseteq \bigcup_{Y \in X_M} \bigcup_{i \in I} C_i^1(Y) \forall X \in ML(G). \quad (21)$$

ФВ можно понимать как подход к управлению отдельными частями системы, обеспечивающий воплощение задуманной модели ее работы. Важно отметить, что подобный подход управления не всегда применяется.

Для достижения разрешимости ОЗСЗ и успешного формирования функций согласования рекомендуется сделать ряд функциональных возможностей (ФВ), отвечающих за определенные базы знаний, параметрическими. Параметр должен иметь широкий диапазон значений. В таком случае задача согласования трансформируется в задачу настройки подсистем, обеспечивающих воплощение общей концепции системы.

Решение ОЗСЗ, выраженное в виде ФВ, соответствует определенному ЛППР. После определения решения ОЗСЗ синтетическая ФВ заменяется механизмом коллективного принятия решений в рамках координатных областей выбора. Эффективность этого механизма напрямую зависит от уровня информированности участников и их способности к согласованным действиям.

Рассмотрим различные уровни осведомленности относительно предъявлений:

1) **максимальная**, в рамках определенного уровня иерархии ЛППР совпадает с координатами ФВ, имеется возможность представления синтетической ФВ и, при решении расширенной задачи, также и набора $[V_i(X), i \in I]$;

2) **средняя**, в определенный момент времени ЛППР обладает информацией о наборе проекций, отображающих глобальное представление (синтетическую ФВ), $[Pr_i X, i \in I]$ и, в случае расширенной задачи, набор $[V_i(X), i \in I]$;

3) **минимальная**, в определенный момент ЛППР осознает проекцию всемирного представления и, если задача охватывает более широкий спектр $V_i(X)$.

Предполагается, что принятие решений по координатным функциональным возможностям будет осуществляться поэтапно, с возможностью обмена данными между участниками и главным разработчиком системы.

Это означает, что решение задачи оптимизации будет формироваться не только на основе осведомленности координатных ЛППР, но и благодаря взаимодействию между ними. Важно отметить, что конечный результат также будет зависеть от последовательности принятия решений координатными ЛППР.

Предположим, что ОЗСЗ:

а) в кооперативном варианте, где каждый локальный ПР, приняв решение, делится им и своими данными с остальными участниками;

б) если координационные решения принимаются без учета данных от других участников;

в) система функционирует автономно, когда нет передачи данных от главного конструктора к локальным ПР, отвечающим за координацию.

г) в случае централизованной структуры, когда главный конструктор передает данные координационным ЛППР.

Далее будут представлены результаты исследования решений ОЗСЗ, обладающих разными типами информационной организации.

Заключение

В настоящее время для принятия ответственных решений применяются комплексные подходы, объединяющие неформальные знания экспертов, формальные логические конструкции и математические алгоритмы. Системы, поддерживающие принятие решений и экспертные системы, имитируют работу одного специалиста в конкретной области. Однако для разрешения сложных задач, затрагивающих экономику, технику или социальные сферы, часто необходимы знания и опыт целой группы специалистов, обладающих компетенциями в разных областях. Решение сложных задач, которые не под силу одному, даже очень талантливому, специалисту, требует коллективного интеллекта, при этом попытки перепоручить такие задачи различным ботам и нейросетевым моделям приносят прямо противоположный результат. Для эффективного функционирования консилиумов и координационных советов, принимающих групповые решения, необходимы совершенствование существующих процедур и, что особенно важно, научная и техническая база для обогащения и синтеза знаний. Представленные в этой статье задачи и алгоритмы служат фундаментом для создания такой технологии.

Далее будет проанализирована возможность создания систем синтеза знаний, представляющих собой сети согласованных экспертных систем. Эти системы смогут не только имитировать решения гениальных индивидуумов, но и воспроизводить коллективные решения экспертов, обладающих разным опытом в разных сферах сложных проблем. Слияние и интеграция сетей экспертных систем, каждая из которых специализируется на узкой области и охватывает определенный регион, в единую глобальную сеть может стать ключевым фактором в усилении интеллектуальных возможностей человечества и облегчении процесса поиска компромиссных решений на глобальном уровне.

Список литературы

1. Грессер Лаура, Кенг Ван Лун. Глубокое обучение с подкреплением: теория и практика на языке Python. СПб.: Питер, 2022. 416 с.
2. Аверина Т.А., Половинкина А.И., Шумарин В.В. Управление рисками в условиях инновационного развития организации // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2009. Т. 5, № 5. С. 87–89.
3. Баркалов С.А., Бурков В.Н., Порядина В.Л. Механизмы активной экспертизы в задачах комплексного оценивания // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2009. Т. 5, № 6. С. 64–66.
4. Белоусов В.Е., Баркалов С.А., Нижегородов К.А. Ресурсно-временной анализ в задачах календарного планирования строительных предприятий // Материалы XVI Всероссийской школы-конференции молодых ученых «Управление большими системами». Тамбов: Изд-во ТГТУ, 2019. Т. 1. С. 98–101.
5. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания. М.: Высшая школа, 2004. 341 с.
6. Галинская А.А. Модульные нейронные сети: обзор современного состояния разработок // Математические машины и системы. 2003. № 3-4. С. 87–102.
7. Эффективное управление организационными и производственными структурами: моногр. / О.В. Логиновский, А.В. Голлай, О.И. Дранко и др. М.: Инфра-М, 2020. 450 с. (Научная мысль). ISBN 978-5-16-016217-1. DOI: 10/12737/1087996
8. Вапник В.Н. Восстановление зависимости по эмпирическим данным. М.: Наука, 1979. 295 с.
9. Алгоритмы: построение и анализ: пер. с англ. / Т. Кормен, Ч. Лейзерсон, Р. Ривест, К. Штайн. 2-е изд. М.: Вильямс, 2005. 1296 с.
10. Белоусов В.Е., Абросимов И.П., Губина О.В. Алгоритм идентификации состояний многоуровневой технической системы с использованием расплывчатых категорий модели представления знаний // Вестник ВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии. 2017. № 3. С. 124–129.
11. Белоусов В.Е., Нижегородов К.И., Соха И.С. Алгоритмы получения упорядоченных правил предпочтения в задачах принятия решений при планировании производственных программ // Управление строительством. 2019. № 1 (14). С. 105–110.
12. Jordan M.I. Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine // The Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society. Amherst, MA, 1986. P. 531–546.
13. Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М. Анализ временных рядов и прогнозирование: учеб. М.: Финансы и статистика, 2001. С. 203–211.
14. Construction project data analysis. URL: <https://www.kaggle.com/code/vadbel66/construction-project-data-analysis> (дата обращения: 09.11.2025).
15. Gymnasium-Robotics is a collection of robotics simulation environments for Reinforcement Learning. URL: <https://robotics.farama.org> (дата обращения: 09.11.2025).

References

1. Gresser Laura, Keng Wang Loong. *Deep learning with a reinforcement: the theory and practice are always on the lips Python*. St. Petersburg: Piter, 2022. 416 p. (In Russ.)
2. Averina T.A., Polovinkina A.I., Shymarin V.V. Management of risks in the conditions of innovative development of organization. *Bulletin of Voronezh state technical university*. 2009;5(5):87–89. (In Russ.)
3. Barkalov S.A., Burkov V.N., Porjadina V.L. Mechanisms of active examination in problems complex estimation. *Bulletin of Voronezh state technical university*. 2009;5(6):64–66. (In Russ.)

4. Belousov V.E., Barkalov S.A., Nizhegorodov K.A. [Resource timing analysis in problems of scheduling of the construction enterprises]. In: *Materials of the XVI All-Russian school conference of young scientists "Management of big systems"*. Tambov: Tambov State Technical University Publ. 2019. Vol. 1. P. 98–101. (In Russ.)
5. Gorelik A.L., Skripkin V.A. *Metody raspoznavaniya* [Recognition methods]. Moscow: Vysshaya shkola, 2004. 341 p. (In Russ.)
6. Galinskaya A.A. [Modular neural networks: review of the current state of developments]. *Mathematical machines and systems*. 2003;(3-4):87–102. (In Russ.)
7. Loginovskiy O.V., Gollay A.V., Dranko O.I., Shestakov A.L., Shinkarev A.A. *The effective management of organizational and production structures. Monograph*. Moscow: Infra-M Publ., 2020. 456 p. (In Russ.) ISBN 978-5-16-016217-1. DOI: 10.12737/1087996
8. Vapnik V.N. *Vosstanovlenie zavisimosti po empiricheskim dannym* [Recovery of dependence according to empirical data]. Moscow: Nauka, 1979. 295 p. (In Russ.)
9. Cormen T., Leiserson Ch., Rivest R., Stein C. *Introduction to Algorithms*. Transl. from Engl. 2nd ed. Moscow: Williams, 2005. 1296 p. (In Russ.)
10. Belousov V.E., Abrosimov I.P., Gubina O.V. [An algorithm of identification of conditions of a multilevel technical system with use of indistinct categories of model of representation of knowledge]. *Proceedings of Voronezh state university. Series: Systems analysis and information technologies*. 2017;(3):124–129. (In Russ.)
11. Belousov V.E., Nizhegorodov K.I., Soha I.S. Algorithms of obtaining the ordered rules of preference in problems of decision-making when planning production programs. *Upravleniye stroitel'stvom*. 2019;1(14):105–110. (In Russ.)
12. Jordan M.I. Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine. In: *The Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society*. Amherst, MA, 1986. P. 531–546.
13. Afanas'ev V.N., Yuzbashev M.M. *Analiz vremennykh ryadov i prognozirovaniye: uchebnyk* [Analysis of time series and forecasting. Textbook]. Moscow: Finansy i statistika, 2001. P. 203–211. (In Russ.)
14. Construction project data analysis. Available at: <https://www.kaggle.com/code/vadbel66/construction-project-data-analysis>. (accessed 09.11.2025).
15. Gymnasium-Robotics is a collection of robotics simulation environments for Reinforcement Learning. Available at: <https://robotics.farama.org>. (accessed 09.11.2025).

Информация об авторах

Баркалов Сергей Алексеевич, д-р техн. наук, проф., заведующий кафедрой управления, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия; bsa610@yandex.ru.

Белузов Алексей Вадимович, старший преподаватель базовой кафедры кибернетики в системах организационного управления, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия; alexbelousov19@yandex.ru.

Бекирова Ольга Николаевна, канд. экон. наук, доц., доц. кафедры управления, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия; obekirova@cchgeu.ru

Information about the authors

Sergey A. Barkalov, Dr. Sci. (Eng.), Prof., Head of the Department of Management, Voronezh State Technical University, Voronezh, Russia; bsa610@yandex.ru.

Alexey V. Belousov, Senior Lecturer of the Basic Department of Cybernetics in Organizational Management Systems, Voronezh State Technical University, Voronezh, Russia; alexbelousov19@yandex.ru.

Olga N. Bekirova, Cand. Sci. (Econ.), Ass. Prof., Ass. Prof. of the Department of Management, Voronezh State Technical University, Voronezh, Russia; obekirova@cchgeu.ru.

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article.

The authors declare no conflicts of interests.

Статья поступила в редакцию 19.11.2025

The article was submitted 19.11.2025