

УДК 004.83:005.8

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ИННОВАЦИОННОГО ПРОЕКТА МЕТОДОМ ПАРАМЕТРИЧЕСКОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

¹Черняховская Л.Р., ¹Никulina Н.О., ¹Малахова А.И.,

²Низамутдинов М.М., ³Осипова И.В.

¹Уфимский государственный авиационный технический университет, Уфа,

e-mail: nikulina.nataly4@yandex.ru;

²Уфимский федеральный исследовательский центр Российской академии наук, Уфа;

³ИП Попова О.Л., Уфа

Одним из главных инструментов роста экономики являются инновации, стимулирующие увеличение доли наукоемкой продукции, обеспечивающие преимущества в технологиях, а также экономическую эффективность. Вместе с тем реализация инновационных проектов происходит в условиях неполной информации и недостаточной компетенции сотрудников для освоения новых технологий. В сложных условиях пандемии особенно большое значение имеет создание интеллектуальной собственности и обмен знаниями между участниками проектных команд в единой информационной среде для компенсации отсутствия непосредственного общения и повышения производительности труда персонала. В едином информационном пространстве накапливается большое количество разнообразных данных, в том числе неструктурированных и неформализованных сведений, о ходе реализации бизнес-процессов предприятия. Эта информация может выступать источником для всеобъемлющего описания предметной области, в которой выполняются инновационные проекты. Авторы считают, что разработка и применение комплекса моделей, методов и средств инженерии знаний является основой для создания интеллектуальной системы поддержки принятия решений, которая поможет не только с большей эффективностью управлять инновационными проектами в текущей ситуации, но и прогнозировать ход их реализации.

Ключевые слова: инновационный проект, поддержка принятия решений, нечеткая база знаний, онтологический анализ, прогнозирование, нейро-нечеткая система, нечеткое правило

ESTIMATING THE EFFICIENCY OF INNOVATIVE PROJECT USING A PARAMETRIC FORECASTING METHOD

¹Chernyakhovskaya L.R., ¹Nikulina N.O., ¹Malakhova A.I.,

²Nizamutdinov M.M., ³Osipova I.V.

¹Ufa State Aviation Technical University, Ufa, *e-mail: nikulina.nataly4@yandex.ru;*

²Ufa Federal Research Center of Russian Academy of Sciences, Ufa;

³IE Popova, Ufa

One of the main tools for economic growth is innovation, which stimulates an increase in the share of knowledge-intensive products, providing advantages in technology, as well as economic efficiency. At the same time, innovative projects implementation takes place in conditions of incomplete information and insufficient competence of employees to master new technologies. In difficult pandemic conditions, it is especially important to create intellectual property and exchange knowledge between project team members in the unified information environment in order to compensate the lack of direct communication and increase a staff productivity. In the unified information environment a large amount of various data is accumulated, including unstructured and non-formalized information about the enterprise's business processes implementation. This information can act as a source for a comprehensive description of the subject area in which innovative projects are carried out. The authors consider that developing and applying a set of models, methods and tools based on knowledge engineering is the basis for creating an intelligent decision support system that will help not only manage innovative projects more efficiently in the current situation, but also predict the course of its realization.

Keywords: innovative project, decision-making support, fuzzy knowledge base, ontological analysis, forecasting, neuro-fuzzy system, fuzzy rule

В настоящее время российские предприятия сталкиваются с растущим глобальным конкурентным давлением, повышенной сложностью и разнообразием новых продуктов и услуг, технически превосходящих существующие и отвечающих текущим и потенциальным требованиям к их качеству. Справиться с глобальными вызовами мировой экономики можно только за счет овладения методами инновационного проектирования в развитии произ-

водственно-экономических систем. Вместе с тем инновации характеризуются повышенной неопределенностью и риском, поэтому целью исследований является поиск методов инженерии знаний для снижения степени неопределенности и прогнозирования проблемных ситуаций. В качестве методов исследования были применены онтологический анализ задач и методов принятия решений, метод параметрического прогнозирования.

Схема взаимодействия компонентов ИСППР

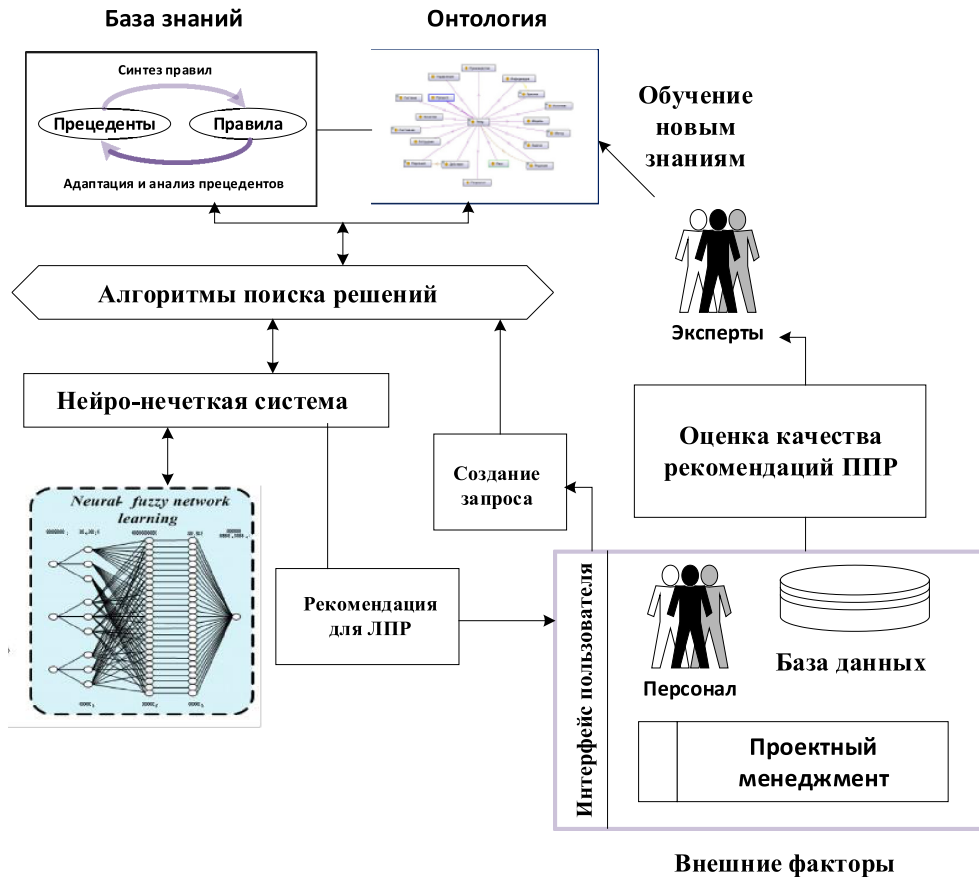


Рис. 1. Схема взаимодействия компонентов ИСППР

Структура и функции интеллектуальной системы поддержки принятия решений

Принятие решений в процессе реализации инновационного проекта может осуществляться с помощью интеллектуальной системы поддержки принятия решений (ИСППР), структура которой представлена на рис. 1.

Базовыми компонентами ИСППР являются: база знаний, содержащая прецеденты проблемных ситуаций и правила принятия решений; онтология поддержки принятия решений; алгоритмы поиска решений; база данных информационной системы управления проектом, содержащая детальные характеристики, параметры и ограничения проекта; нейро-нечеткая система прогнозирования; модуль оценки качества рекомендаций для адаптации ИСППР.

ИСППР выполняет следующие основные функции: хранение знаний о проектном менеджменте; обучение новым знаниям; информационный поиск; формирование

рекомендаций для ЛПР; прогнозирование; оценка качества решений.

Оценка эффективности реализации работ по проекту

Отсутствие стабильности в социальной, политической и экономической жизни приводит к необходимости принятия управленческих решений в условиях неопределенности, что существенно усложняет задачи планирования проектной деятельности и прогнозирования ее результатов. Лица, принимающие решения (ЛПР), должны опираться не только на субъективные оценки экспертов, но и на математические методы анализа и прогнозирования. В [1] подчеркивается, что эффективной стратегией управления деятельностью организации является управление на основе прогнозных оценок. Таким образом, разработка методов оценки ограничений на характеристики реализации проекта на основе прогноза его возможных состояний является необходимой предпосылкой эффективной деятельности организаций.

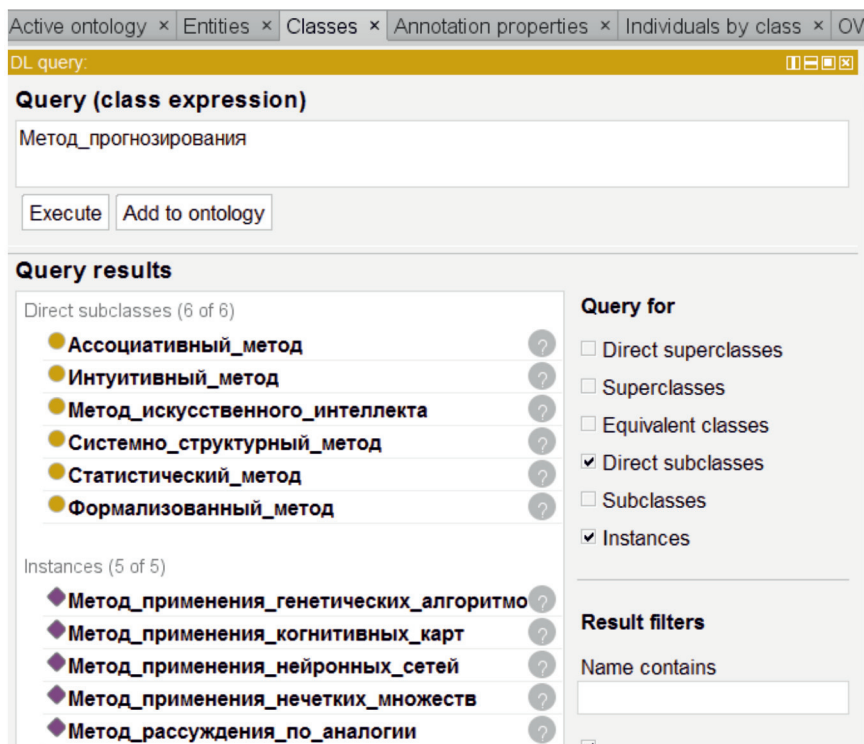


Рис. 2. Результаты логического поиска методов прогнозирования

Термин «прогнозирование» в научной литературе используется в разных смыслах, в данной статье применяется следующее определение: «Прогнозирование – специальное научное исследование конкретных перспектив развития изучаемого объекта» [2]. Предсказание даже на ближайшую перспективу сценария развития многомерного объекта управления, которым является инновационный проект, содержит большую степень неопределенности. Это приводит к ограничению использования четких правил принятия решений. Утверждения относительно дальнейшего развития инновационного проекта носят качественный характер в сочетании с экстраполяцией обобщенных параметров производственно-экономической системы, в среде которой он реализуется. Для научного обоснования применения различных методов прогнозирования необходим анализ не только математического аппарата, но и рассмотрение характеристик класса объектов прогнозирования. В современных исследованиях по управлению сложными системами и принятию решений [3–5] устанавливается, что наиболее актуальна разработка ИСППР, способных не только предсказывать развитие исследуемого объекта, но и выбирать методы

прогнозирования, наиболее адекватные специфической исходной информации. К методам искусственного интеллекта относятся методы нейросетевого анализа, методы параметрического прогнозирования с применением нечетких правил, методы онтологического анализа и другие [6].

Успешность анализа эффективности результатов инновационных проектов определяется знанием зависимостей между классами объектов, участвующих в проектах. Для этого проведен онтологический анализ задач и методов принятия решений с применением онтологического редактора *Protege 5.5* и языка моделирования онтологий *Web Ontology Language* [7, 8]. Классы и экземпляры классов методов прогнозирования представлены в онтологии поддержки принятия решений (рис. 2).

Метод прогнозирования выбран с учетом потребности интеллектуализации управления проектами, а также оценок уровня сложности задачи прогнозирования, недостаточности исходных данных, возможности количественной оценки выходных данных. Наиболее подходящим методом для решения задачи прогнозирования представляется метод параметрического прогнозирования с применением системы нечеткого вывода (*Fuzzy Inference System*). Нечеткая база знаний представляет собой

совокупность нечетких правил R^{\otimes} следующего вида [9]:

$R^{(r)}$: ЕСЛИ $(x_1$ есть A_i^r И x_2 есть A_2^r ... И x_n есть A_n^r

$$\text{ТО } y_k = f^{(r)}(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (1)$$

где R^{\otimes} – r -е правило; x_i – i -я входная переменная, $i = 1, \dots, n$; A_i^r – i -е нечеткое подмножество в r -м правиле, определяемое функциями принадлежности; y_r – выход r -го правила.

Входные лингвистические переменные описываются гауссовыми функциями принадлежности:

$$\mu_{A_i^k}(x_i) = \exp \left[- \left(\frac{x_i - x_i^r}{\sigma_i^r} \right)^2 \right]. \quad (2)$$

Выходной сигнал FIS по Сугено при M правилах вывода представляет собой агрегирование выходного результата сети:

$$y(x) = \frac{1}{\sum_{k=1}^M w_k} \sum_{k=1}^M w_k y_k(x),$$

$$y_k(x) = p_0 + \sum_{j=1}^N P_{kj} x_j. \quad (3)$$

В выражении (3) веса w_k интерпретируются как значимость компонентов $\mu_{A_i^k}(x)$, определенных в форме гауссовых функций принадлежности (2). Значение функции принадлежности $\mu_{A_i^k}$, относящееся к уровню импликации правила, интерпретируется с применением нечеткой t -нормы типа *min*-конъюнкции. Нечетким расширением операции логического вывода является s -норма [10, 11].

Моделирование нейро-нечеткой системы

Для моделирования системы выбраны три непрерывные входные переменные: X_1 – «Отклонение от срока выполнения ра-

бот», X_2 – «Качество работ», X_3 – «Затраты». Выходной переменной является Y – оценка эффективности реализации работ по проекту. Нечеткие подмножества отображают приращения значений входных переменных при переходе от одного состояния исследуемого объекта к другому. Для переменной X_1 использовано терм-множество $T_1 = \{\text{«сильно падает»}, \text{«слабо падает»}, \text{«стабильно»}, \text{«слабо растет»}, \text{«сильно растет»}\}$; для переменной X_2 использовано терм-множество $T_2 = \{\text{«сильно ухудшается»}, \text{«слабо ухудшается»}, \text{«стабильно»}, \text{«слабо улучшается»}, \text{«сильно улучшается»}\}$; для переменной X_3 использовано терм-множество $T_3 = \{\text{«сильно падают»}, \text{«слабо падают»}, \text{«стабильно»}, \text{«слабо растут»}, \text{«сильно растут»}\}$. Определение количества термов – это результат поиска компромисса между адекватностью модели прогнозирования и сложностью ее реализации.

В таблице приведены некоторые примеры правил оценки эффективности.

Моделирование нейро-нечеткой системы выполнено в программной системе *MATLAB* [12]. Для выполнения подобных экспериментов удаленными пользователями возможно применение *MATLAB Mobile*. На рис. 3 представлен график поверхности нечеткого вывода рассматриваемой модели для переменных X_2 – «Качество» и X_3 – «Затраты».

Формирование базы правил выполнено с применением экспертных знаний. Далее следует обучение сети *ANFIS* по экспериментальным данным, в результате которого настраиваются нелинейные параметры нейронов первого слоя и линейные веса нейронов третьего слоя сети. Тем самым осуществляется дополнение экспертных знаний, используемых при формировании правил, коррекцией параметров *ANFIS* в результате обучения сети на основе объективных данных (84 примера проблемных ситуаций), накопленных в ходе реализации проекта. Структура *ANFIS*, созданной в соответствии с базой правил, представлена на рис. 4.

Правила оценки эффективности

№ правила	Если	То
1	X_1 сильно падает И X_2 сильно улучшается И X_3 сильно падают	Y есть 110
2	X_1 сильно падает И X_2 слабо улучшается И X_3 слабо падают	Y есть 95
3	X_1 слабо падает И X_2 стабильно И X_3 сильно падают	Y есть 105
4	X_1 слабо падает И X_2 слабо ухудшается И X_3 слабо падают	Y есть 100
5	X_1 стабильно И X_2 сильно улучшается И X_3 сильно падают	Y есть 95
6	X_1 стабильно И X_2 сильно ухудшается И X_3 слабо падают	Y есть 110
7	X_1 сильно растет И X_2 сильно улучшается И X_3 сильно падают	Y есть 105

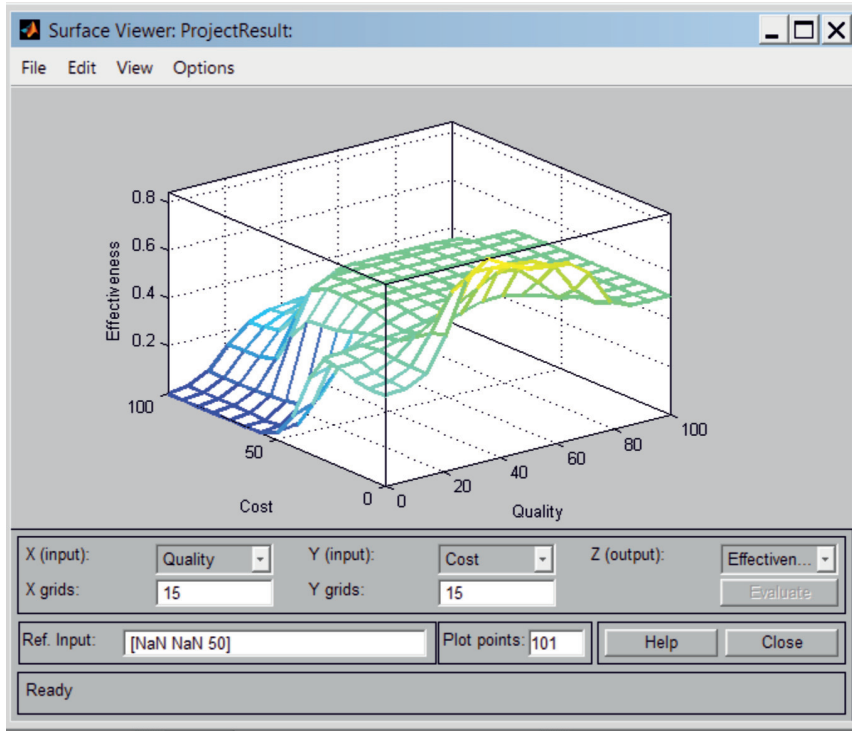


Рис. 3. Визуализация поверхности нечеткого вывода для переменных X_2 и X_3

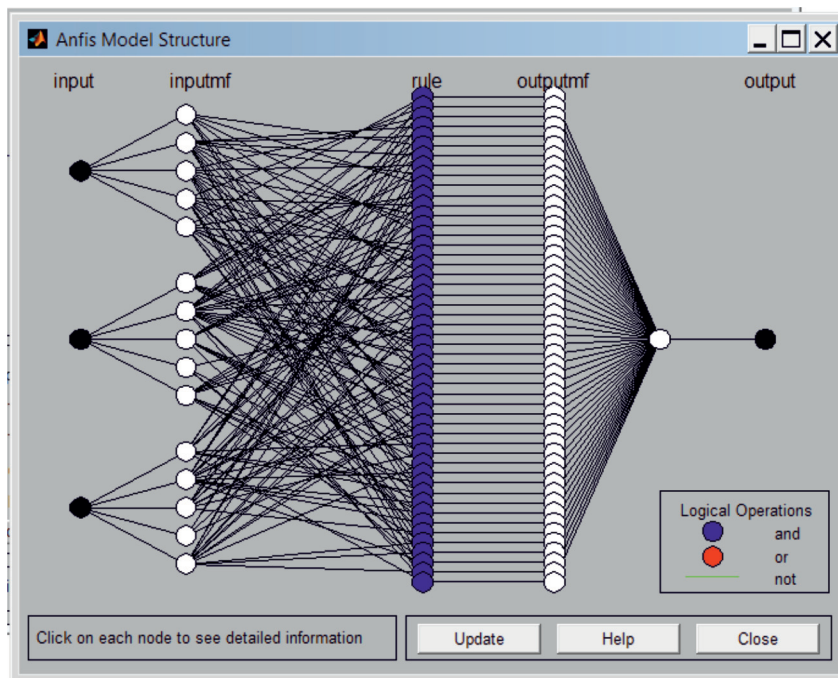


Рис. 4. Структура адаптивной нейро-нечеткой сети

При обучении *ANFIS* гибридным методом количество циклов обучения было задано равным 300, значение погрешности 0,092 (рис. 5).

Оценивание порядка прогнозирования осуществлялось по двум критериям: количеству параметров функций принадлежности p и среднеквадратичному отклонению.

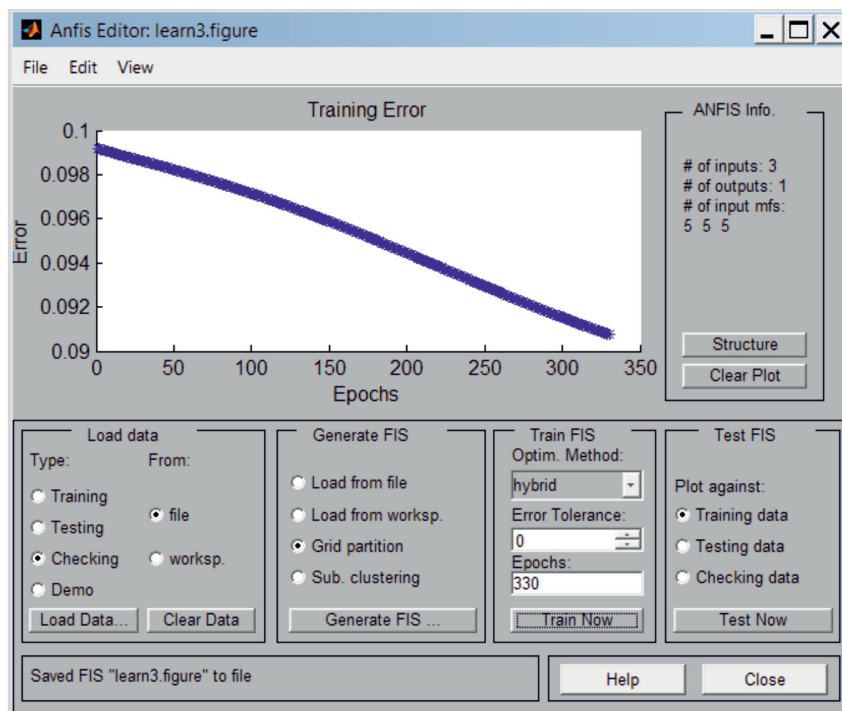


Рис. 5. График зависимости ошибки обучения от количества циклов обучения

Для оценивания нейро-нечеткой системы был приведен информационный критерий, предложенный Акаике (англ. *Akaike Information Criterion*), который вычисляется по формуле

$$AIC(p, Q_p) = M \ln Q_p + 2, \quad (4)$$

где p – количество параметров системы (т.е. количество параметров всех функций принадлежности плюс количество весов правил); Q_p – мера погрешности, установленная в ходе экспериментов, m – количество выборок в обучающей последовательности.

В результате эксперимента были определены значения погрешности функционирования системы и количество параметров, подлежащих обучению, которые свидетельствуют, что учет весов, отражающих важность правил и важность лингвистических переменных в суждениях правил, повышает эффективность функционирования нейро-нечетких систем.

Заключение

Разработка и применение ИСППР позволит получать оценки прогноза эффективности реализации инновационного проекта, а также проанализировать влияние изменений конкретных характеристик состояния проекта на достижение целей проекта.

Исследование проводилось при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований в рамках научного проекта № 18-00-00345(К) «Инструментарий поддержки принятия решений при разработке стратегий инновационного развития регионов России на основе адаптивных моделей управления, технологий интеллектуальной обработки знаний и имитационного моделирования».

Список литературы

1. Макаров В.Л., Бахтин А.Р. Современные методы прогнозирования последствий управленческих решений // Управленческое консультирование. 2015. № 7 (79). С. 12–24.
2. Теория систем и системный анализ в управлении организациями: Справочник: учеб. пособие / Под ред. В.Н. Волковой и А.А. Емельянова. М.: Финансы и статистика; ИНФРА-М, 2009. 848 с.
3. Скобелев П.О. Онтологии деятельности для ситуационного управления предприятиями в реальном времени // Онтология проектирования. 2012. № 1. С. 6–39.
4. Мадера А.Г. Метод определения вероятностей прогнозируемых событий при принятии решений // Искусственный интеллект и принятие решений. 2016. № 2. С. 38–45.
5. Ковалев С.М., Колоденкова А.Е. Построение базы знаний интеллектуальной системы контроля и предупреждения рисков ситуаций для этапа проектирования сложных технических систем // Онтология проектирования. 2017. Т. 7. № 4 (26). С. 398–409.
6. Гаврилова Т.А., Кудрявцев Д.В., Муромцев Д.И. Инженерия знаний. Модели и методы: учебник. СПб.: Лань, 2016. 324 с.

7. OWL 2. Web Ontology Language Guide. Document Overview (Second Edition). [Электронный ресурс]. URL: <http://www.w3.org/TR/owl2-overview> (дата обращения: 20.10.2020).
8. Черняховская Л.Р., Малахова А.И. Разработка моделей и методов интеллектуальной поддержки принятия решений на основе онтологии организационного управления программными проектами // Онтология проектирования. 2013. № 4 (10). С. 42–52.
9. Mulle Yu., Chernyakhovskaya L.R., Osipova I.V., Nikulina N.O. Interaction Modeling of the Different Knowledge Representation Forms in the Decision Support System // 6th International Scientific Workshop on Computer Science and Information Technologies (CSIT'2004) Budapest, Hungary, 2–4 October 2004. Vol. 1. P. 153–156.
10. Zadeh L.A. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. Information Sciences. 1975. Vol. 8. P. 43–80.
11. Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. Нечеткие модели и сети. М.: Горячая линия – Телеком, 2012. 284 с.
12. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и FuzzyTech. СПб.: БХВ-Петербург, 2003. 736 с.