



ISSN 1998-0663

БИЗНЕС- ИНФОРМАТИКА

BUSINESS INFORMATICS

Т. 20 №1 — 2026



ОБЪЯСНИМЫЙ
ИСКУССТВЕННЫЙ
ИНТЕЛЛЕКТ

ПРОАКТИВНОЕ
ОЦЕНИВАНИЕ
КАДРОВЫХ РИСКОВ

РАСПРЕДЕЛЕНИЕ
ЗАДАЧ МЕЖДУ
ИСПОЛНИТЕЛЯМИ

ЦИФРОВАЯ МОДЕЛЬ
УМНОГО
АГРОПРЕДПРИЯТИЯ

БИЗНЕС- ИНФОРМАТИКА

Научный журнал НИУ ВШЭ

СОДЕРЖАНИЕ

С.М. Авдошин, Е.Ю. Песоцкая

Как раскрыть черный ящик: объяснимый ИИ
для Индустрии 5.0 7

Д.Н. Бирюков, А.С. Дудкин, А.В. Фролов

Комплексный подход к построению
интеллектуальной системы проактивного
оценивания кадровых рисков при подборе
персонала для критической инфраструктуры..... 29

Ю.Ф. Тельнов, Т.К. Кравченко

Управление эффективностью предприятий
на основе технологии цифровых двойников
в индустрии пятого поколения 41

Ф.В. Краснов

Анализ эффективности Learning-to-Rank
в каталогах B2B для e-commerce: цифровой
эксперимент и оценка влияния на конверсию 54

Т.Я. Шевгунов, А.А. Крошила

Обзор и сравнительный анализ новых методов
распределения задач между исполнителями..... 67

О.М. Писарева, В.А. Алексеев, Д.В. Стефановский

Цифровая модель умного агропредприятия:
институциональные и концептуальные основы
платформенной интеграции цифровых сервисов
системы поддержки принятия управленческих
решений..... 86



Издатель:
Национальный
исследовательский университет
«Высшая школа экономики»

Подписной индекс
Объединенного каталога
«Пресса России» – E79128
Выпускается ежеквартально

Журнал включен в Перечень
российских рецензируемых
научных журналов,
в которых должны быть
опубликованы основные научные
результаты диссертаций
на соискание ученых степеней
доктора и кандидата наук

Главный редактор
Е.П. Зараменских

Заместитель главного редактора
Э.А. Бабкин

Компьютерная верстка
О.А. Богданович

Дизайн обложки
О.А. Богданович

Администратор веб-сайта
И.И. Хрусталева

Адрес редакции:
119049, г. Москва,
ул. Шаболовка, д. 26-28
Тел./факс: +7 (495) 772-9590 *28509
<http://bijournal.hse.ru>
E-mail: bijournal@hse.ru

За точность приведенных сведений
и содержание данных,
не подлежащих открытой публикации,
несут ответственность авторы

**При перепечатке ссылка на журнал
«Бизнес-информатика» обязательна**

Тираж:
русскоязычная версия – 100 экз.,
англоязычная версия – 100 экз.,
онлайн-версии на русском и английском –
свободный доступ

Отпечатано в типографии НИУ ВШЭ
г. Москва, Измайловское шоссе, д. 44, стр. 2

© Национальный
исследовательский университет
«Высшая школа экономики»

О ЖУРНАЛЕ

«**Б**изнес-информатика» – рецензируемый междисциплинарный научный журнал, выпускаемый с 2007 года Национальным исследовательским университетом «Высшая школа экономики» (НИУ ВШЭ). Администрирование журнала осуществляется Высшей школой бизнеса НИУ ВШЭ. Журнал выпускается ежеквартально, на русском и английском языках.

Миссия журнала – развитие бизнес-информатики как новой области информационных технологий и менеджмента. Журнал осуществляет распространение последних разработок технологического и методологического характера, способствует развитию соответствующих компетенций, а также обеспечивает возможности для дискуссий в области применения современных информационно-технологических решений в бизнесе, менеджменте и экономике.

Журнал публикует статьи по следующей тематике: моделирование социальных и экономических систем, цифровая трансформация бизнеса, управление инновациями, информационные системы и цифровые технологии в бизнесе, анализ данных и системы бизнес-интеллекта, математические методы и алгоритмы бизнес-информатики, моделирование и анализ бизнес-процессов, поддержка принятия управленческих решений.

Журнал «Бизнес-информатика» включен в Перечень рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание ученых степеней кандидата и доктора наук (Перечень ВАК).

Журнал входит в базы Scopus, Web of Science Emerging Sources Citation Index (WoS ESCI), Russian Science Citation Index на платформе Web of Science (RSCI), EBSCO.

Журнал распространяется как в печатном виде, так и в электронной форме.

Свидетельство о регистрации средства массовой информации ПИ № ФС 77-66609 от 08.08.2016, выдано Федеральной службой по надзору в сфере связи, информационных технологий и массовых коммуникаций.

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ

ГЛАВНЫЙ РЕДАКТОР

Зараменских Евгений Петрович

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Москва, Россия

ЗАМЕСТИТЕЛЬ ГЛАВНОГО РЕДАКТОРА

Бабкин Эдуард Александрович

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Нижний Новгород, Россия

ЧЛЕНЫ РЕДКОЛЛЕГИИ

Авдошин Сергей Михайлович

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Москва, Россия

Акопов Андраник Сумбатович

Центральный экономико-математический институт РАН,
Москва, Россия

Алескеров Фуад Тагиевич

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Москва, Россия

Афанасьев Александр Петрович

Институт проблем передачи информации им. А.А. Харкевича
РАН, Москва, Россия

Афанасьев Антон Александрович

Центральный экономико-математический институт РАН,
Москва, Россия

Баранов Александр Павлович

Главный научно-исследовательский вычислительный центр
Федеральной налоговой службы, Москва, Россия

Баракнин Владимир Борисович

Федеральный исследовательский центр информационных
и вычислительных технологий, Новосибирск, Россия

Беккер Йорг

Университет Мюнстера, Мюнстер, Германия

Вестнер Маркус

Технический университет прикладных наук,
Регенсбург, Германия

Гаврилова Татьяна Альбертовна

Санкт-Петербургский государственный университет,
Санкт-Петербург, Россия

Глотен Эрве

Тулонский университет, Ла-Гард, Франция

Гурвич Владимир Александрович

Ратгерский университет (Университет Нью-Джерси),
Ратгерс, США

Джейкобс Лоренц

Университет Цюриха, Цюрих, Швейцария

Дискин Иосиф Евгеньевич

Всероссийский центр изучения общественного мнения,
Москва, Россия

Зандкуль Курт

Университет Ростока, Росток, Германия

Иванников Александр Дмитриевич

Институт проблем проектирования в микроэлектронике РАН,
Москва, Россия

Исаев Дмитрий Валентинович

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Москва, Россия

Калягин Валерий Александрович

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Нижний Новгород, Россия

Кравченко Татьяна Константиновна

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Москва, Россия

Кузнецов Сергей Олегович

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Москва, Россия

Лугачев Михаил Иванович

Московский государственный университет
им. М.В. Ломоносова, Москва, Россия

Лин Квей-Жей

Технологический институт Нагои, Нагоя, Япония

Мальцева Светлана Валентиновна

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Москва, Россия

Мейор Питер

Комиссия ООН по науке и технологиям, Женева,
Швейцария

Миркин Борис Григорьевич

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Москва, Россия

Назаров Дмитрий Михайлович

Уральский государственный экономический университет,
Екатеринбург, Россия

Пальчунов Дмитрий Евгеньевич

Новосибирский государственный университет, Новосибирск,
Россия

Пардалос Панайот (Панос)

Университет Флориды, Гейнсвилл, США

Пастор Оскар

Политехнический университет Валенсии, Валенсия,
Испания

Посегга Йоахим

Университет Пассау, Пассау, Германия

Самуйлов Константин Евгеньевич

Российский университет дружбы народов, Москва, Россия

Стоянова Ольга Владимировна

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Санкт-Петербург, Россия

Триболе Жозе

Университет Лиссабона, Лиссабон, Португалия

Ульянов Михаил Васильевич

AVECO, Любляна, Словения

Ускенбаева Раиса Кабиевна

Казахский национальный исследовательский технический
университет им. К.И. Сатпаева, Алматы, Казахстан

Цуканова Ольга Анатольевна

Санкт-Петербургский государственный университет,
Санкт-Петербург, Россия

Чхартишвили Александр Гедеванович

Институт проблем управления им В.А. Трапезникова РАН,
Москва, Россия

ISSN 1998-0663 (print), ISSN 2587-8166 (online)

English version: ISSN 2587-814X (print), ISSN 2587-8158 (online)

BUSINESS INFORMATICS

HSE Scientific Journal

CONTENTS

S.M. Avdoshin, E.Yu. Pesotskaya

Explainable AI for Industry 5.0: Shedding light
on the black box..... 7

D.N. Biryukov, A.S. Dudkin, A.V. Frolov

A comprehensive approach to building
an intelligent system for proactive personnel
risk assessment in critical infrastructure..... 29

Yu.F. Telnov, T.K. Kravchenko

Enterprise performance management based on digital
twin technology in the fifth-generation industry 41

F.V. Krasnov

Learning-to-Rank in B2B e-commerce catalogs:
A digital experiment and conversion analysis 54

T.Ya. Shevgunov, A.A. Kroshilina

A review and comparison of newer methods for task
allocation among performers..... 67

O.M. Pisareva, V.A. Alexeev, D.V. Stefanovsky

Digital twinning in smart agribusiness: Towards
a conceptual and methodological framework
for organizational digital modelling..... 86

Vol. 20 No. 1 – 2026



Publisher:

HSE University

The journal is published quarterly

The journal is included
into the list of peer reviewed
scientific editions established
by the Supreme Certification
Commission of the Russian Federation

Editor-in-Chief

E. Zaramenskikh

Deputy Editor-in-Chief

E. Babkin

Computer making-up

O. Bogdanovich

The cover design

O. Bogdanovich

Website administration

I. Khrustaleva

Address:

26-28, build. 4, Shablovka Street
Moscow 119049, Russia

Tel./fax: +7 (495) 772-9590 *28509

<http://bijournal.hse.ru>

E-mail: bijournal@hse.ru

Circulation:

English version – 100 copies,
Russian version – 100 copies,
online versions in English and Russian –
open access

Printed in HSE Printing House

44, build. 2, Izmaylovskoye Shosse,
Moscow, Russia

© HSE University

ABOUT THE JOURNAL

Business Informatics is a peer reviewed interdisciplinary academic journal published since 2007 by HSE University, Moscow, Russian Federation. The journal is administered by HSE Graduate School of Business. The journal is issued quarterly, in English and Russian.

The mission of the journal is to develop business informatics as a new field within both information technologies and management. It provides dissemination of latest technical and methodological developments, promotes new competences and provides a framework for discussion in the field of application of modern IT solutions in business, management and economics.

The journal publishes papers in the following areas: modeling of social and economic systems, digital transformation of business, innovation management, information systems and technologies in business, data analysis and business intelligence systems, mathematical methods and algorithms of business informatics, business processes modeling and analysis, decision support in management.

The journal is included into the list of peer reviewed scientific editions established by the Supreme Certification Commission of the Russian Federation.

The journal is included into Scopus, Web of Science Emerging Sources Citation Index (WoS ESCI), Russian Science Citation Index on the Web of Science platform (RSCI), EBSCO.

The journal is distributed both in printed and electronic forms.

Certificate of registration of mass media ПИ № ФС 77-66609 dated 08.08.2016, registered by the Federal Service for Supervision of Communications, Information Technology and Mass Communications.

EDITORIAL BOARD

EDITOR-IN-CHIEF

Evgeny P. Zaramenskikh

HSE University, Moscow, Russia

DEPUTY EDITOR-IN-CHIEF

Eduard A. Babkin

HSE University, Nizhny Novgorod, Russia

EDITORIAL BOARD

Sergey M. Avdoshin

HSE University, Moscow, Russia

Andranik S. Akopov

Central Economics and Mathematics Institute, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Fuad T. Aleskerov

HSE University, Moscow, Russia

Alexander P. Afanasyev

Institute for Information Transmission Problems (Kharkevich Institute), Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Anton A. Afanasyev

Central Economics and Mathematics Institute, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Vladimir B. Barakhnin

Federal Research Center of Information and Computational Technologies, Novosibirsk, Russia

Alexander P. Baranov

Federal Tax Service, Moscow, Russia

Jörg Becker

University of Munster, Munster, Germany

Alexander G. Chkhartishvili

V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Tatiana A. Gavrilova

Saint-Petersburg University, St. Petersburg, Russia

Hervé Glotin

University of Toulon, La Garde, France

Vladimir A. Gurvich

Rutgers, The State University of New Jersey, Rutgers, USA

Laurence Jacobs

University of Zurich, Zurich, Switzerland

Iosif E. Diskin

Russian Public Opinion Research Center, Moscow, Russia

Dmitry V. Isaev

HSE University, Moscow, Russia

Alexander D. Ivannikov

Institute for Design Problems in Microelectronics, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Valery A. Kalyagin

HSE University, Nizhny Novgorod, Russia

Tatiana K. Kravchenko

HSE University, Moscow, Russia

Sergei O. Kuznetsov

HSE University, Moscow, Russia

Kwei-Jay Lin

Nagoya Institute of Technology, Nagoya, Japan

Mikhail I. Lugachev

Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia

Svetlana V. Maltseva

HSE University, Moscow, Russia

Peter Major

UN Commission on Science and Technology for Development, Geneva, Switzerland

Boris G. Mirkin

HSE University, Moscow, Russia

Dmitry M. Nazarov

Ural State University of Economics, Ekaterinburg, Russia

Dmitry E. Palchunov

Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russia

Panagote (Panos) M. Pardalos

University of Florida, Gainesville, USA

Óscar Pastor

Polytechnic University of Valencia, Valencia, Spain

Joachim Posegga

University of Passau, Passau, Germany

Konstantin E. Samouylov

Peoples' Friendship University, Moscow, Russia

Kurt Sandkuhl

University of Rostock, Rostock, Germany

Olga Stoyanova

HSE University, St. Petersburg, Russia

José M. Tribolet

Universidade de Lisboa, Lisbon, Portugal

Olga A. Tsukanova

Saint-Petersburg University, St. Petersburg, Russia

Mikhail V. Ulyanov

AVECO, Ljubljana, Slovenia

Raissa K. Uskenbayeva

Kazakh National Technical University after K.I. Satpaev, Almaty, Kazakhstan

Markus Westner

Technical University for Applied Sciences (OTH Regensburg), Regensburg, Germany

DOI: 10.17323/2587-814X.2026.1.7.28

Как раскрыть черный ящик: объяснимый ИИ для Индустрии 5.0

Сергей Михайлович Авдошин 

E-mail: savdoshin@hse.ru

Елена Юрьевна Песоцкая 

E-mail: epesotskaya@hse.ru

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва, Россия

Аннотация

Бурное развитие искусственного интеллекта (ИИ) сопровождается ростом вычислительной сложности и снижением прозрачности моделей, что существенно ограничивает их применение в критически важных сферах, требующих высокого уровня доверия, интерпретируемости и обоснованности принимаемых решений. В этих условиях особое значение приобретает направление объяснимого искусственного интеллекта (Explainable Artificial Intelligence, XAI), ориентированное на создание подходов и технологий, обеспечивающих понимание логики работы ИИ-систем и интерпретацию их выводов. Статья посвящена актуальной теме внедрения объяснимого искусственного интеллекта в контексте Индустрии 5.0. Особое внимание уделено практическим сценариям использования, авторами приводятся конкретные промышленные примеры от компаний IBM, Siemens и других, демонстрирующие, как XAI помогает повысить надежность, безопасность, эффективность и доверие к ИИ-системам. В статье приведен систематический поиск и анализ литературы в данной области, предложены и обоснованы ключевые критерии сравнения существующих подходов. Также обозначены преимущества, существующие ограничения и перспективные направления развития XAI, открывающие новые возможности для повышения эффективности, прозрачности и доверия в бизнесе.

Ключевые слова: XAI, объяснимый искусственный интеллект, Индустрия 5.0, машинное обучение, промышленность

Цитирование: Авдошин С. М., Песоцкая Е. Ю. Как раскрыть черный ящик: объяснимый ИИ для Индустрии 5.0 // Бизнес-информатика. 2026. Т. 20. № 1. С. 7–28.
<https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.1.7.28>

Введение

Возникновение объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ) напрямую связано с успехами современных методов машинного обучения, особенно глубоких нейронных сетей. Эти модели достигли выдающихся результатов во множестве задач, однако приобрели характер «черного ящика» — то есть представляют собой чрезвычайно сложные системы, внутренние механизмы которых остаются неочевидными для пользователя [1]. В отличие от ранних систем ИИ, таких как экспертные системы или модели с жестко заданными правилами, которые были относительно прозрачными, современные алгоритмы глубокого обучения содержат миллионы параметров. Рост их сложности привел к тому, что интерпретировать принимаемые ими решения стало практически невозможно. Это породило так называемый «барьер объяснимости», ограничивающий применение ИИ из-за дефицита доверия к непрозрачным моделям [2].

Современное общество ожидает, что искусственный интеллект будет не только эффективным, но и достоверным, прозрачным и справедливым [3–5]. Недостаток объяснимости решений вызывает осторожность со стороны пользователей и регулирующих органов.

Фактически, ХАИ появился как ответ на этот вызов: он призван обеспечить интерпретируемость и прозрачность работы «черных ящиков» искусственного интеллекта. Его задача — преодолеть разрыв между высокой сложностью современных моделей и необходимостью человека понимать результаты, которые они генерируют. В рамках ХАИ создаются методы, техники и алгоритмы, способные давать интерпретируемые и интуитивно понятные объяснения решений ИИ. Таким образом, ХАИ предоставляет человеку — разработчику, пользователю или регулятору — ясное и логичное обоснование работы алгоритма.

В контексте человекоцентричной Индустрии 5.0 ХАИ рассматривается как один из ключевых факторов успешного внедрения ИИ. Он позволяет пользователям понимать и доверять результатам работы алгоритмов, что критически важно для эффективного взаимодействия человека и машины. Объяснимый ИИ способствует тому, чтобы цифровые системы оставались этичными, подотчетными и согласованными с человеческими ценностями и целями [6, 7].

Для руководителей бизнеса ХАИ становится не просто инструментом, а необходимым условием эффективного управления. В условиях возрастающей сложности «черные ящики» лишают управленцев возможности оценить обоснованность решений, на которых строятся стратегические и операционные действия компаний. Использование ХАИ позволяет преодолеть этот разрыв, предоставляя прозрачные объяснения работы алгоритмов. Это создает основу для более взвешенного и ответственного принятия решений, способствует снижению рисков и открывает новые возможности для инноваций и развития. Для компаний, стремящихся оставаться конкурентоспособными в условиях Индустрии 5.0, внедрение ХАИ становится стратегической необходимостью [8–10].

Авторами проанализированы современные подходы и требования к объяснимости, направленные на повышение прозрачности и надежности интеллектуальных систем, а также укрепление доверия к их решениям. В рамках исследования проведен систематический поиск и анализ литературы по ХАИ, основанный на критериях включения и исключения публикаций, анализе баз цитирования и структурировании материалов. В первом разделе раскрывается сущность ХАИ в контексте Индустрии 5.0, освещается его роль и проблема «черного ящика» в бизнес-применениях, представлено сравнение существующих подходов. Второй раздел посвящен возможностям использования ХАИ в бизнесе и ключевым направлениям его внедрения. В третьем разделе приводятся практические кейсы и отраслевые примеры, демонстрирующие эффективность ХАИ в деятельности компаний. В четвертом разделе анализируются барьеры и ограничения, препятствующие широкому внедрению ХАИ, а также оцениваются потенциальные риски. В заключительном, пятом разделе обсуждаются перспективные направления развития и будущие траектории применения ХАИ в бизнес-решениях.

1. Понятие объяснимого ИИ в контексте Индустрии 5.0

1.1. Индустрия 5.0 и объяснимый ИИ

Широкое внедрение ИИ в критически важных областях обнажает ряд проблем, связанных с объяснимостью, особенно в контексте Индустрии 5.0, которую европейская комиссия определяет как промышленность, которая дополняет существующую парадигму Индустрии 4.0 человекоцентричным

подходом и устойчивостью к внешним изменениям [11]. Если Индустрия 4.0 фокусировалась на технологиях (автономность, цифровые связи, данные), то пятая ставит в центр человека, характеризуется тесной интеграцией ИИ и подразумевает социальную ответственность. Индустрия 5.0 делает человеческое участие ключевым элементом производственных и управленческих процессов [11, 12] и обеспечивает более тесное сотрудничество человека и ИИ/роботов на рабочих местах. При этом человек не устраняется из процесса, а наоборот, технологии служат для усиления возможностей, обеспечения комфорта и безопасности сотрудников, а также персонализации производства под запросы людей.

В этих условиях ХАИ становится ключевым фактором доверия и эффективности, служит «мостом» между сложностью современных «черных ящиков» и потребностями в достоверности и прозрачности систем ИИ. ХАИ обычно определяется как способность системы предоставлять понятное человеку объяснение того, как принимаются решения [13]. Его цель – сделать модели ИИ прозрачными, интерпретируемыми и надежными за счет объяснения внутренних процессов и выводов алгоритма [14].

Мотивация развития ХАИ в бизнесе во многом продиктована этическими и правовыми запросами. Во-первых, регуляторы предъявляют все больше требований к прозрачности алгоритмов. В Европейском союзе обсуждается «право на объяснение» решений, принимаемых автоматизированными системами. Например, в банковском деле: если заемщику отказано в кредите автоматизированной системой, клиент имеет право узнать причины

этого решения [15]. Такие нормы (включая требования регламента GDPR по защите данных в ЕС) вынуждают организации внедрять объяснимость, иначе использование «черного ящика» может привести к юридическим последствиям [16].

Во-вторых, социально-организационные факторы также играют значимую роль. Как отмечают Zavodna и соавторы [17] недостаточная прозрачность ИИ вызывает сопротивление пользователей и менеджеров при внедрении таких систем. В бизнес-среде накоплен опыт, когда непрозрачность ИИ ведет к неприятию технологии, снижая эффективность цифровой трансформации.

Обеспечение объяснимости – необходимое условие повышения доверия к ИИ среди сотрудников, клиентов и пользователей сервисов. Согласно последним исследованиям [18, 19] ХАИ помогает выявлять и устранять предубеждения модели, гарантировать соблюдение этических норм и повышать обоснованность решений, что в конечном счете повышает готовность людей принимать и эффективно использовать системы ИИ. Можно сделать вывод, что в человеко-ориентированной парадигме Индустрии 5.0, где машины призваны дополнять человека, а не заменять, прозрачность решений ИИ становится обязательной для безопасного и результативного сотрудничества человека с ИИ.

В рамках исследования проведен систематический поиск и анализ литературы по ХАИ, основанный на критериях включения и исключения публикаций, анализе баз цитирования и структурировании материалов (рис. 1). Исследование ос-

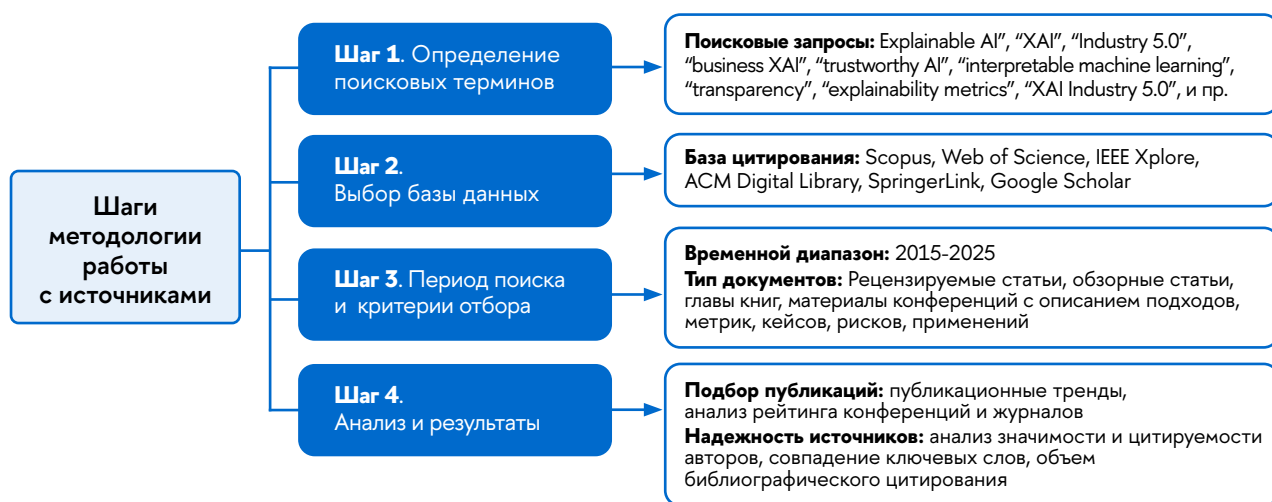


Рис. 1. Методика библиометрического анализа.

новывается на систематическом поиске и анализе научной литературы по теме объяснимого искусственного интеллекта и его применения в бизнесе и Индустрии 5.0.

Наибольший рост публикаций наблюдается в 2021–2024 гг., что объясняется растущим интересом бизнеса к прозрачности алгоритмов и нормативным требованиям.

Тематическое структурирование выполнено по следующим направлениям, которые взяты за основу структуры данного исследования:

- ◆ концептуальные основы ХАИ;
- ◆ методы и метрики;
- ◆ применение в бизнесе;
- ◆ барьеры и риски;
- ◆ нормативные аспекты.

Важно понимать, что объяснимость – это не отдельный и статичный показатель. В академических исследованиях ХАИ – это сложный, многомерный критерий: от прозрачности модели (насколько ее механизм доступен для понимания) и интерпретируемости (насколько мы можем понять, почему она приняла именно такое решение), до точности, справедливости, прозрачности (отсутствие заблуждений) и ответственности. Например, прямая и ясная модель может быть прозрачной, но не всегда точной – поэтому каждый проект ХАИ должен балансировать между этими измерениями. Юсе с

коллегами [20] предлагают рассматривать объяснимость как функцию понятности, отражающую прозрачность и интерпретируемость. Arrieta и соавторы [14] наравне с Murdoch [21] объединяют эти концепции в более широкий контекст ответственного ИИ, дополняя понятиями доверия, надежности и пр. Авторами статьи предложена оригинальная карта наиболее распространенных свойств объяснимости (рис. 2).

На сегодняшний день не существует единого, общепринятого стандарта, определяющего, что именно считать объяснимостью в ИИ. Эта многомерность подходов отражает сложность самого понятия и указывает на необходимость систематизации и согласования понятийного аппарата и подходов к оценке ХАИ в зависимости от контекста применения (отрасли, типа модели, целевой аудитории и пр.).

Также отсутствует и универсальный набор количественных или качественных метрик для измерения уровня объяснимости. Разные подходы используют разные критерии – от субъективной понятности объяснений пользователю до формальных оценок стабильности и локальной точности интерпретаций [22, 23]. В результате внедрение объяснимого ИИ требует не только технической реализации, но и методологической работы по определению, что считать «достаточной» объяснимостью в конкретном контексте.

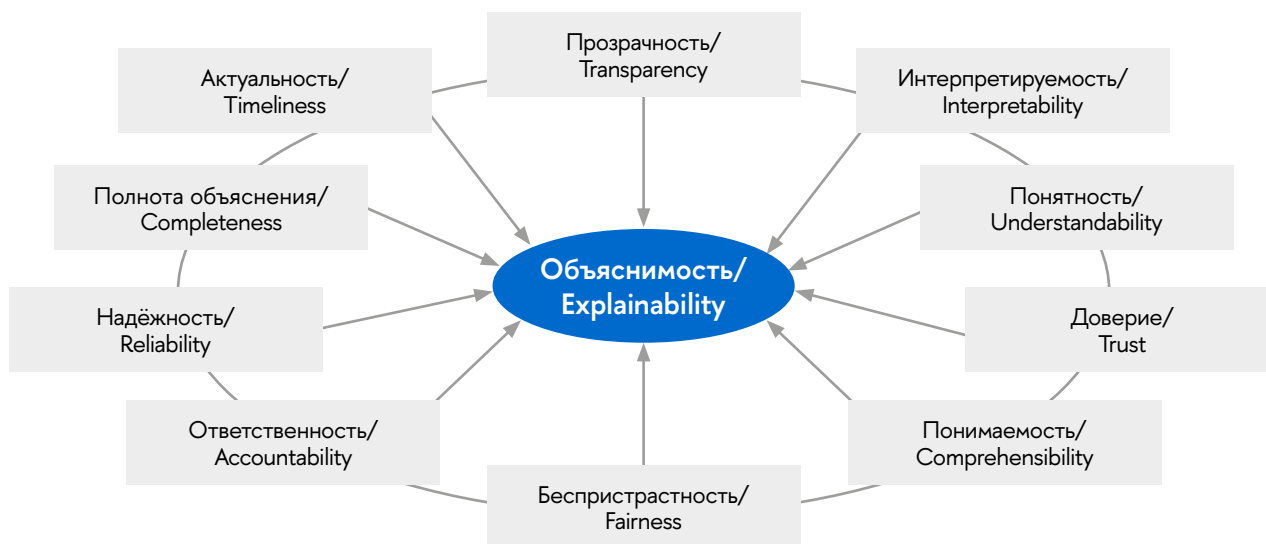


Рис. 2. Карта основных свойств объяснимости.

При существующем многообразии подходов можно утверждать, что сравнение методов объяснимости основывается на ряде повторяющихся критериев [13, 14, 20, 21]. Наиболее часто в литературе используются следующие характеристики:

- ◆ Тип объяснения (локальное/глобальное, пост-хок/встроенное).
- ◆ Прозрачность и интерпретируемость (насколько легко человек может понять логику модели).
- ◆ Стабильность объяснений (степень изменчивости объяснений при малых изменениях входных данных).
- ◆ Точность и информативность объяснения (правильно ли отражает реальную логику модели).
- ◆ Устойчивость к шумам и атакам (хорошо/мало устойчивы).
- ◆ Временная и вычислительная сложность, которая важна для промышленности и вычислений в реальном времени (высокая/средняя/низкая).

Эти критерии широко представлены в международных исследованиях и используются как основа для систематического сравнения подходов ХАИ.

1.2. Проблема «черного ящика» и доверия к ИИ в бизнесе

Спрос на ответственный, прозрачный и человекоцентричный ИИ со стороны бизнеса стабильно растет, следуя современным трендам. Формируются лучшие практики, появляются отраслевые рекомендации (преимущественно в финансовом секторе и здравоохранении), многие компании начинают самостоятельно определять требования к объяснимости, исходя из специфики своих бизнес-процессов.

В деловых и управленческих сферах применение искусственного интеллекта уже становится повседневной практикой – от систем рекомендаций в интернет-торговле до алгоритмов оптимизации бизнес-процессов и принятия решений на основе данных. Однако готовность компаний и организаций доверять критически важные процессы «черным ящикам» ограничена.

Модель «черного ящика» – это система, внутреннее устройство которой скрыто или слишком сложно для понимания человеком. Многие высокоэффективные алгоритмы машинного обучения, включая глубокие нейронные сети и ансамблевые методы, отличаются высокой непрозрачностью.

Пока такие модели применялись в ограниченных задачах, это не считалось критичным. Однако с расширением применения ИИ в сферах, затрагивающих принятие решений и деятельность человека, проблема непрозрачности приобрела фундаментальный характер, что подчеркивается в ряде исследований по ХАИ [24–26]. Для бизнеса встает вопрос: если мы не понимаем, как работает алгоритм, можем ли мы ему доверять?

Отсутствие объяснений затрудняет обнаружение ошибок и предвзятости: скрытые перекосы обучающих данных могут приводить к несправедливым решениям. Например, алгоритмы найма или поиска клиентов способны непреднамеренно дискриминировать отдельные группы соискателей.

Говоря о доверии к ИИ, особенно в сферах с высоким риском (транспорт, финансы, промышленность) люди склонны отвергать результаты моделей, даже высокоточные, если отсутствует рациональное объяснение. Так, в банковском секторе клиенты и менеджеры требуют знать причину отказа в кредите. В сфере производства отсутствие объяснений к решениям может привести не только к недоверию, но и к критичным последствиям в части безопасности, если модель даст сбой. Любое значимое решение должно сопровождаться понятной человеку аргументацией. Без этого использование ИИ в подобных областях считается неприемлемым.

Широко обсуждается компромисс между точностью модели и ее понятностью. Действительно, самые прозрачные модели, например, решающие деревья с ограниченной глубиной, зачастую менее точны на сложных задачах, чем глубокие сети. И наоборот, стремление максимизировать метрику качества приводит к громоздким моделям, жертвующим интерпретируемостью. Либо мы имеем «серый ящик» попроще, но понятный, либо мощный «черный ящик» высокой производительности, который достигается ценой потери прозрачности [27, 28]. Задача ХАИ – уменьшить этот разрыв, предлагая методы сохранения точности при обеспечении объяснимости, однако полностью снять этот компромисс пока не удалось, и вопрос «какой частью производительности можно пожертвовать ради прозрачности?» остается открытым.

Подводя итог можно сказать, что проблема «черного ящика» – это не просто техническая метафора, а серьезное препятствие на пути внедрения ИИ в различные сферы бизнеса.

2. Потребности ХАИ в бизнесе

По результатам библиометрического анализа авторами сделан вывод, что наиболее насыщенными сферами применения объяснимого ИИ сегодня являются финансы и промышленность, где ХАИ используется как для обеспечения доверия к алгоритмам, так и для поддержки операционных и стратегических решений. Энергетика, государственный сектор и здравоохранение встречаются преимущественно в работах нормативно-регуляторного характера, что отражает растущее внимание к прозрачности, аудируемости и недискриминационности алгоритмов в высокорисковых областях. Логистика формируется как новая, активно развивающаяся область применения ХАИ: количество работ пока относительно невелико, однако область демонстрирует быстрый рост и возрастающий интерес исследователей и компаний к объяснимости в системах цепей поставок и интеллектуальной оптимизации (*табл. 1*).

Интеграция объяснимых алгоритмов в реальную практику помогает сгладить проблему «черного ящика», сделать ИИ понятным и приемлемым для бизнеса. Требования к объяснимому ИИ в бизнесе, экономике и менеджменте можно классифицировать по нескольким ключевым направлениям, отражающим практические потребности организаций в объяснимых алгоритмах и требования внешней среды.

А. Доверие и прозрачность решений. Доверие рассматривается как фундаментальное условие функционирования систем ИИ в цифровой экономике [29]. Объяснимый ИИ способен предоставить объяснение в понятной форме, снижая риски недоверия и дискриминации, обосновывать рекомендации ИИ перед клиентами, акционерами, аудиторами и сотрудниками. Так, кредитный скоринг на базе ХАИ может детализировать вклад факторов (доход, кредитная история и др.), удовлетворяя нормативные требования и укрепляя доверие клиентов. В сфере управления персоналом объяснимость помогает избежать необоснованных решений. Если алгоритм отсеивает кандидатов на вакансию, компания должна убедиться, что это происходит по релевантным причинам, а не, например, из-за скрытой дискриминации. Предоставляя HR-специалистам интерпретируемые критерии и информацию, какие навыки или компетенции стали решающими, ХАИ делает процесс отбора более прозрачным и справедливым. Это снижает риск предвзятости и повышает доверие сотрудников к подобным системам.

В. Интеграция ИИ в рабочие процессы. Объяснимость способствует интеграции алгоритмов в рабочие процессы, снижает сопротивление персонала и формирует «общий язык» между человеком и системой. На уровне организаций исследователи вводят понятие приемлемости ИИ (AI acceptability) – насколько охотно сотрудники и руководители соглашаются внедрять и использовать ИИ-инструменты. Выясняется, что основной барьер – социально-организационные факторы, во многом связанные с доверием и пониманием [16, 43]. Сотрудники могут сопротивляться алгоритмическим вычислениям, опасаясь потери контроля или не доверяя «машинным» решениям. Но если система предоставляет понятные объяснения и будет вовлекать пользователей в процесс, появится высокая вероятность взаимного доверительного партнерства. Можно предположить, что инженеры будут охотнее доверять предиктивной системе, если она укажет конкретные показатели датчиков, ставшие причиной прогноза, и предоставит релевантную информацию.

С. Стратегическое управление и бизнес-аналитика. ХАИ поддерживает топ-менеджмент и собственников бизнеса в принятии стратегических решений. Бизнес все чаще используют аналитические модели для стратегического планирования, оценки рисков, изучения поведения потребителей. Однако руководители не готовы основываться на результатах работы модели, если не понимают предпосылок. Поэтому объяснимые модели – например, эконометрика с интерпретируемыми коэффициентами или современные ML-модели, обогащенные ХАИ-объяснениями – предпочтительны в корпоративной аналитике.

Недавние обзоры, в частности Tchuente, Lonlac, и Kamsu-Fogueum [9] предлагают подход структурированной оценки с учетом теоретических основ, контекста применения, характеристик данных/задачи и методологии решения (ТССМ – Theory, Context, Characteristics, Methodology). В реальных условиях важно объяснять весь управленческий процесс целиком: почему задаем вопрос X, почему используем данные Y, как модель пришла к выводам, и подтверждают ли эксперты эти объяснения на практике. Без валидации объяснений человеком применение ХАИ в бизнесе будет неполным. Именно поэтому специалисты рекомендуют выстраивать цикл: модель – объяснение – оценка объяснения экспертом – корректировка модели или ее применения.

Таблица 1.

Библиографический анализ сфер применения ХАИ в различных отраслях

Источник	Фокус исследования и ключевые идеи									
	Финансы	Промышленность	Энергетика	Бизнес	Экономика	Менеджмент	Логистика	Гос.сектор	Медицина	
1. Martins et al. (2024) [10]	X			X	X	X				Обзор ХАИ в финансах; SHAP/LIME; прозрачность кредитного скоринга
2. Gramegna & Scardapane (2021) [31]	X					X				Оценка дискриминации; объяснимость в кредитном риске
3. Hjelkrem & de Lange (2023) [32]	X					X				Объяснение глубоких моделей в открытом банкинге
4. Poyiadzi et al. (FACE, 2020) [30]	X	X		X	X		X			Контрафактуальные объяснения; применимость в разных областях
5. Weitz et al. (2022) [18]				X		X				AI-допустимость; снижение сопротивления
6. Chehbi-Gamoura (2023) [6]				X		X				Объяснимость и принятие ИИ
7. Tabassi (NIST AI RMF, 2023) [16]	X	X	X	X	X	X		X	X	Нормативные требования к ХАИ
8. EU AI Act (2024) [41]	X	X	X	X	X	X		X	X	Правовые требования к объяснимости
9. Ahmed et al. (2022) [12]		X		X	X		X			ХАИ в Индустрии 4.0/5.0
10. Adadi & Berrada (2018) [13]	X	X		X	X	X			X	Таксономия ХАИ; пост-хок методы
11. Arrieta et al. (2020) [14]	X	X	X	X	X	X		X	X	Ответственный ИИ; свойства объяснимости
12. Černevičienė & Kabasinskas (2024) [42]	X			X	X	X				Систематический обзор ХАИ в финансах; задачи: скоринг, методы SHAP/ANN/ XGBoost
13. Brasse et al. (2023) [43]				X	X	X				ХАИ в информационных системах; классификация направлений
14. Samek W., Montavon G., et al. (2019) [1]	X			X	X	X				Обзор методов ХАИ: таксономия подходов (rule-based, model-agnostic, intrinsic models); применение и цитируемость
15. Carvalho et al. (2019) [44]		X		X	X		X			Систематический обзор ХАИ: отраслевые ограничения, вызовы и возможности
16. Molnar (2025) [45]	X	X		X		X				Комплексный подход к интерпретируемости; стабильность объяснений
17. Angelov et al. (2021) [46]	X	X		X						Самообъясняемые модели; интерпретируемые нечеткие правила
18. Rai (2020) [47]	X			X	X	X				Объяснимость в управлении и системах поддержки принятия решений
19. Samek & Müller (2017) [22]		X	X	X						Методы визуализации; оценка объяснимости; определение релевантности
20. Liao & Varshney (2021) [48]	X	X		X		X				Человеко-ориентированный ХАИ; адаптивные объяснения для стейкхолдеров
21. Chamola V et al. (2023) [49]		X	X	X	X	X	X			Объяснимость в киберфизических системах; контекстно-зависимые объяснения
22. Belle & Papantonis (2021) [50]				X	X	X				Логико-ориентированный ХАИ; символическое рассуждение; принятия решений

Д. Контроль сложных производственных систем.

Современное производство генерирует огромные объемы данных (датчиков на оборудовании, финансовая информация, данные логистики и т. д.), и AI-модели находят в них скрытые паттерны, оптимизируя работу. При этом инженеры и операторы должны понимать эти паттерны, особенно когда система предлагает нестандартное решение – например, остановить станок из-за обнаруженной аномалии – XAI позволяет встроить в системы промышленной аналитики модули, объясняющие: какие именно датчики или показатели вышли за норму, почему система прогнозирует скорую неисправность, какой фактор стал решающим при выявлении дефекта продукта.

Для этих целей хорошо себя зарекомендовал подход FACE (Feasible and Actionable Counterfactual Explanations), подробно описанный в литературе [30]. FACE подбирает реалистичный и достижимый путь изменений от текущего случая к желаемому исходу с учетом реалистичности и выполнимости изменений (технологические допуски, безопасность, регламенты). В результате персонал получает интерпретацию от AI-алгоритма на понятном ему языке (будь то график, описание или визуальная подсветка проблемного узла на схеме) с информацией о том, какие факторы стали решающими для вывода системы и какие изменения необходимы. Если робот или автоматизированная линия действует непредсказуемо, это также риск для людей и производства, который нужно контролировать для обеспечения безопасности. Наличие объяснений (например, «робот снизил скорость, потому что датчик выявил отклонение в качестве сырья») позволяет проанализировать, на основе каких данных и правил система приняла решение, и скорректировать алгоритм, чтобы избежать повторения ошибки.

Е. Соответствие нормативным требованиям.

Многие отрасли экономики строго регулируются – финансы, промышленность, энергетика. Бизнес, желая избежать репутационных и юридических рисков, нуждается в этических комитетах и процедурах аудита алгоритмов. XAI-инструменты выступают технической поддержкой этих инициатив. Фактически, объяснимость становится конкурентным преимуществом: компании, которые могут доказать прозрачность и справедливость своих алгоритмов, получают больше доверия потребителей и регуляторов [10], в том числе GDPR [15] и AI Act [41].

Резюмируя, хочется отметить, что в бизнесе, экономике и управлении объяснимый ИИ повышает прозрачность бизнес-аналитики, улучшает взаимодействие людей и алгоритмов в организациях, обеспечивает соблюдение норм и этики. Объяснимость ИИ постепенно становится частью корпоративной культуры работы с данными. Решения менеджмента теперь должны быть не только «data-driven» (основанными на данных), но и «explanation-driven», то есть сопровождаться понятными обоснованиями. Только при наличии понятных объяснений алгоритмов все стейкхолдеры готовы принять и поддержать решение.

3. Практическое применение XAI: кейсы и отрасли

Объяснимый ИИ становится наиболее востребованным в тех сферах, где автоматизированные решения оказывают прямое влияние на людей, их здоровье, благосостояние, права и безопасность. В таких контекстах простого повышения точности модели недостаточно – необходимо обеспечить понятность и обоснованность решений, что делает XAI критически важным компонентом внедрения ИИ.

Ниже представлены ключевые области бизнеса, в которых XAI уже используется или активно внедряется, а также конкретные кейсы и задачи, где объяснимость играет решающую роль.

3.1. Финансовый сектор

Финансы можно отнести к ключевому сектору, который является одной из наиболее регламентированных сфер применения ИИ. Здесь от объяснимости зависят не только доверие клиентов, но и выполнение обязательных юридических и этических норм. При этом существует конфликт между точностью и интерпретируемостью: глубокие модели показывают высокую предсказательную силу, но не поддаются объяснению. Для повышения прозрачности банки предпочитают либо более интерпретируемые модели (например, градиентный бустинг, где важности признаков можно оценить), либо могут применять XAI-методы. Это могут быть интерпретируемые скоринговые карты и монотонные GBM-модели (Gradient Boosting Machines), где соблюдается логическая связь между факторами и итоговым значением показателя. Популярность набирают модели LIME

(Local Interpretable Model-agnostic Explanations) и SHAP-анализ (SHapley Additive Explanations), особенно в направлениях скоринга, инвестиционного анализа, анализа рисков, о чем заявляют последние исследования [31–33].

Кредитный скоринг и одобрение займов. При автоматическом решении о выдаче кредита банки зачастую обязаны сообщить заемщику причину отказа. Клиенты имеют право получить объяснение, почему заявка отклонена, а банки обязаны следить за тем, чтобы решения моделей не основывались на дискриминационных признаках, например, поле, возрасте или этнической принадлежности. Так, для получения интерпретируемого результата SHAP дает числовую оценку вклада признака. Эти значения упрощаются и транслируются в виде «обоснований» (например, недостаточный доход: –20 к рейтингу, короткая кредитная история: –15, высокий текущий долг: –10). Далее модель анализирует, что должно измениться в исходных данных, чтобы модель выдала другой результат и предлагает клиенту варианты улучшения своей кредитоспособности. В результате достигается и регуляторная объяснимость, и понятность для клиента, что повышает прозрачность системы и позволяет клиенту понять, что можно улучшить для пересмотра решения.

Инвестиции и трейдинг. В области инвестиционного анализа объяснимость играет роль фактора доверия между системой и пользователем. Алгоритмы, предлагающие решения по инвестициям, должны объяснять свои рекомендации, чтобы убедить инвесторов им следовать. Инвесторы, принимающие решения на основе ИИ-рекомендаций, должны понимать, какие макроэкономические или рыночные сигналы лежат в основе прогноза. Объяснение может быть в форме: «Мы рекомендуем сократить долю акций в портфеле, т. к. обнаружены тревожные сигналы, например, рост инфляции, снижение прибыли компаний». Такие меры позволят не только обосновывать решения, но и снизить регуляторные и репутационные риски.

Анализ рисков и обнаружение мошенничества. Сложность современных финансовых транзакций и постоянная адаптация мошеннических схем требуют объяснимых решений. Здесь ХАИ используется как инструмент для проверки корректности работы моделей специалистами-экспертами. Объяснимость помогает понять, почему система отнесла транзакцию к подозрительным: например, из-за необычного географического региона или превы-

шения лимита операции. Это позволяет отличать реальные угрозы от ложноположительных срабатываний и снижает операционные издержки.

Использование ХАИ в страховой аналитике и управлении рисками также способствует повышению качества взаимодействия между алгоритмами и экспертным знанием, обеспечивая возможность коррекции и дообучения моделей, получения дополнительного рыночного преимущества [34].

3.2. Промышленность

Другой ключевой сферой внедрения ХАИ является промышленность и так называемые «умные предприятия», где ИИ используется для прогнозирования сбоев оборудования, оптимизации качества продукции и управления цепочками поставок. Для промышленности в условиях Индустрии 5.0 критически важным становится не только предсказание событий, но и объяснение причин, стоящих за рекомендациями алгоритмов. Это позволяет инженерам и операторам доверять решениям и действовать на их основе.

Прогностическое/предиктивное обслуживание. Традиционные подходы обслуживания на производстве сталкиваются с целым рядом проблем. Алгоритмы нередко выдают многочисленные ложные тревоги, не объясняя их происхождения, что приводит к избыточным проверкам и простоям. Кроме того, использование данных от множества датчиков осложняется их динамикой: после ремонта или модернизации оборудование меняет поведение, что снижает точность прогнозов и вызывает эффект дрейфа данных. Вдобавок операторы могут получать «черные» сигналы без конкретного объяснения, какие именно показатели вызвали тревогу и какие действия следует предпринять.

Исследование Watanabe и соавторы показывает, что обобщенные аддитивные модели с ограничениями (GA2M+) позволяют сочетать высокую предсказательную способность с структурой, более понятной инженерам и согласованной с физической логикой процесса [35]. Применение техник атрибуции риска во временных рядах делает возможным анализ вклада отдельных факторов в заданном окне наблюдения. Построение суррогатных деревьев правил (упрощенные интерпретируемые модели, которые строятся поверх «черного ящика») позволяет трансформировать сложные предсказания в простые и понятные операторам интерпретации, а

контрфактуальные объяснения показывают, какие изменения параметров могут снизить вероятность отказа до приемлемого уровня. Практическим примером такого подхода является система IBM Maximo Predict [36], которая использует искусственный интеллект и данные с сенсоров, отчеты о техническом обслуживании и историю поломок для прогнозирования отказов оборудования и предоставляет объяснения специалистам чтобы интерпретировать прогнозы работы системы. Как утверждают Негма́на и соавторы в своем исследовании [37], включение SHAP-анализа и интерпретируемых моделей в системы предиктивного обслуживания дает сокращение ложноположительных сигналов более чем на 90%, повышая доверие инженеров и эффективность операций.

Контроль качества продукции. Не менее важным направлением применения ХАИ становится контроль качества продукции. Алгоритмы компьютерного зрения все чаще используются для выявления дефектов на производственных линиях, однако традиционные модели ограничиваются бинарной классификацией без указания причин. Это снижает доверие операторов и затрудняет поиск источников брака. Методы интерпретации, такие как LIME или SHAP, позволяют визуализировать области изображения, которые стали определяющими для классификации. Таким образом инженеры получают возможность не только доверять системе, но и быстрее выявлять первопричины дефектов, что ускоряет локализацию брака и способствует более активному принятию автоматизированного контроля качества.

Логистика. Сферы логистики и цепочки поставок выигрывают от ИИ при оптимизации маршрутов, распределения ресурсов и управления складом. При этом алгоритмы оптимизации запасов и маршрутов доставки часто воспринимаются управленцами как «черные ящики», и это снижает готовность внедрять рекомендованные ими стратегии. Объяснимость позволяет преодолеть этот барьер. Системы, которые демонстрируют, какие факторы (рост спроса, задержка у конкретного поставщика или изменение транспортных расходов) повлияли на выбор стратегии, вызывают больше доверия и обеспечивают лучшее согласование решений между человеком и алгоритмом. Эксперименты на основе собранного датасета показывают, что использование SHAP и LIME может повысить прозрачность моделей и доверие к принятию ИИ-рекомендаций в управлении логистикой и запасами [38].

Концепцию индустриального ХАИ для производственных процессов активно продвигает компания Siemens. В своем техническом отчете [39] компания подчеркивает важность объяснимости как стандарта промышленного AI, утверждая, что объяснимость стала ключевым требованием на всех этапах жизненного цикла промышленных AI-систем — от формулировки бизнес-задачи до мониторинга и поддержки в эксплуатации. Этот пример демонстрирует растущую роль ХАИ как обязательного элемента для прозрачности и управления системами Индустрии 5.0.

Спектр отраслей, где ИИ применим, гораздо шире. Помимо бизнеса, концепции прозрачности и объяснимого искусственного интеллекта находят все более широкое применение также в социальных сферах — медицине, политике, праве и государственном управлении, где цена решений особенно высока и доверие общества критически важно. Многие сферы пока еще не сфокусированы на использовании объяснимого ИИ, особенно там, где проникновение искусственного интеллекта ниже. Например, агросектор (прогнозы урожаев, управление техникой), энергетика (оптимизация сетей), индустрия развлечений (где тоже важно понимать предпочтения аудитории), культура и искусство — эти направления остаются относительно менее изученными с точки зрения ХАИ.

4. Барьеры внедрения ХАИ: экономические, технические и организационные

Несмотря на очевидные преимущества ХАИ, связанные с ростом доверия к системам и снижением рисков, на сегодняшний день его широкое внедрение в бизнесе сталкивается с рядом барьеров. В бизнес-среде всегда возникает вопрос: «Какова отдача от инвестиций?». Если она неочевидна и не приводит напрямую к росту прибыли, некоторые могут считать это необязательной опцией. Чтобы убедить руководство или инвесторов, нужно наглядно показать эффект: растет ли лояльность клиентов, насколько снижается число ошибок, удастся ли выполнять требования регуляторов с меньшими затратами? Для таких выводов необходима статистика, но по сравнению с классическими внедрениями опубликованных кейсов с измерением эффекта ХАИ пока относительно немного.

Для уточнения и эмпирического подтверждения ключевых барьеров внедрения объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ) в бизнес- и промышленной среде был проведен целевой библиографический анализ научных публикаций (табл. 2). В анализ включались только те работы, в которых ХАИ рассматривается не как абстрактная техническая концепция, а в контексте реального применения в организациях, промышленности, цифровом производстве, корпоративном управлении, финансовом секторе или регулировании высокорисковых ИИ-систем.

Ключевым барьером, который наиболее часто упоминается в исследованиях, являются организационные сложности. Человеческий фактор, основанный на привычке доверять личной экспертизе и интуиции, нередко становится причиной организационного сопротивления внедрению ХАИ. Не все организации готовы принимать «совет от машины». Возникает сомнение, будут ли сотрудники доверять знаниям, полученным от ИИ, без должного уровня объяснимости. Кроме того, для эффективной работы нужны новые роли от экспертов по интерпретации до разработчиков объяснений. Необходимы инвестиции в обучение персонала, чтобы сотрудники научились воспринимать ХАИ как полезного помощника, а не как угрозу своему месту.

Сопротивление может вызывать замедление процессов принятия решений. Объяснимые модели требуют времени на ознакомление и интерпретацию, что контрастирует с устремленностью бизнеса к скорости и оптимальности. Внедрение ХАИ

способно снижать оперативность, если не будет грамотно встроено в рабочий процесс. Здесь нужны решения, которые экономят время: например, сокращают число совещаний, поскольку все участники сразу понимают логику алгоритма и меньше обсуждают его результаты, споря над их корректностью и прозрачностью.

К еще одному барьеру можно отнести недостаточную персонализацию объяснений. Современные ХАИ-системы обычно выдают шаблонные объяснения, не учитывая уровень компетенции пользователя, его задачу или контекст. В результате объяснение может оказаться слишком сложным для одних или слишком упрощенным для других. В научных исследованиях уже разрабатываются подходы к адаптивным объяснениям, где система оценивает, понял ли пользователь предыдущий ответ, и при необходимости упрощают или детализируют объяснение. Однако такие методы пока не используются масштабно.

Еще одним ключевым барьером являются технические ограничения и нагрузка на ресурсы. Большинство методов ХАИ по-прежнему находятся в статусе исследовательских прототипов: реализуются как скрипты или ноутбуки, и их сложно интегрировать в промышленные системы. Часто они работают медленно, требуют доступа к внутренней структуре модели или сильно нагружают сервер. Например, метод LIME для формирования одного объяснения требует сотен или тысяч прогонов модели, что требует значительные вычислительные мощности [40]. В реальных условиях инженерные

Таблица 2.

Классификация барьеров ХАИ

Тип барьера, выявленный на основе библиографического анализа	Упоминание в источниках
1. Технические ограничения (сложность интеграции, отсутствие стандартов, низкая производительность ХАИ-методов)	[7], [8], [9], [10], [12], [25], [27], [28], [36], [39], [40], [43], [49], [58]
2. Организационные сложности (нехватка компетенций, необходимость обучения, изменения процессов)	[6], [7], [8], [9], [11], [12], [17], [18], [19], [29], [36], [39], [47], [48], [43], [54], [55]
3. Экономические барьеры (стоимость внедрения, ROI, ресурсы)	[7], [8], [9], [12], [17], [18], [19], [29], [34], [36], [39], [42]
4. Регуляторные/комплаенс барьеры	[3], [4], [10], [11], [12], [15], [16], [29], [34], [36], [39], [41], [42]
5. Пользовательские/человеческие факторы (доверие, когнитивная нагрузка, неинтуитивные объяснения)	[6], [8], [9], [11], [17], [18], [19], [29], [36], [39], [47], [48], [49], [54], [55]

команды вынуждены искать компромиссы: кэширование, приближенные вычисления и оптимизация модулей ХАИ, чтобы объяснения выдавались в реальном времени или хотя бы в приемлемые сроки. Пользователь не будет долго ждать, пока система «думает» над объяснением. К тому же на практике отсутствуют общепринятые промышленные стандарты форматов представления объяснений и единой платформы, поддерживающей все модели «из коробки», поэтому компании часто реализуют ХАИ-решения самостоятельно, под свои задачи. Это означает, что каждая компания тратит собственное время и ресурсы на индивидуальную реализацию, что препятствует масштабированию решений.

Высокая стоимость и сложность внедрения также является ограничением. Объяснимость часто рассматривается как дополнительный модуль, требующий адаптации интерфейсов, бизнес-процессов и серьезной подготовки команды. Например, в финансовых институтах требуется не просто наладить выдачу объяснений скоринговой модели, но и обучить сотрудников, обновить клиентские интерфейсы и обеспечить грамотное представление выводов. Эти расходы сами по себе могут ограничивать внедрения, особенно если ХАИ не является требованием регуляторов или отраслевых стандартов. Поэтому даже там, где значимость объяснимости признают, ХАИ может восприниматься как второстепенная функция, а не необходимая инвестиция.



Рис. 3. Карта ключевых рисков.

Перечисленные барьеры можно представить на карте рисков, оценить их вероятность и возможный негативный эффект. На рисунке 3 авторами сформулированы ключевые риски со средней или высокой вероятностью возникновения, с наиболее серьезными и значимыми последствиями в части экономической, технической и организационной сложности внедрения и использования ХАИ в бизнесе. В таблице 3 представлены митигирующие меры.

Таблица 3.

Митигирующие меры

Ключевые риски	Митигирующие меры
1. Неочевидный возврат инвестиций, нехватка бюджета, доп. затраты на интеграцию ХАИ	Дашборды и панели мониторинга ХАИ, КПЭ (KPI) объяснимости, поэтапные пилоты; стоп-критерии
2. Апгрейд инфраструктуры, высокая вычислительная стоимость ХАИ методов	Аппроксимации/кэш; предвычисления, гибридные модели: быстрые правила + асинхронные объяснения
3. Сложная интеграция результатов ХАИ в архитектуру, отсутствие единых стандартов	Интерфейсы объяснений ХАИ с REST API и JSON-выводом, решения с модульной архитектурой
4. Сопротивление изменениям, нехватка компетенций в ХАИ, сложные интерфейсы	Обучающие материалы (ХАИ гайды, тренинги); двухуровневые объяснения, UX-UI протоколы
5. Риски дискриминации, предвзятости, манипулятивные или неполные объяснения, подрыв доверия	Многоуровневый bias-аудит удаление/ограничение чувствительных признаков, контрафактуальные тесты, регулярный мониторинг дрейфа, контроль срезов
6. Утечка конфиденциальной информации через объяснения, отсутствие ответственности	Контроль детализации и доступа к объяснениям, встроенные политики фильтрации выводов, логи

Для преодоления рисков и барьеров необходимо не только совершенствовать технологии и архитектуры, но и сформировать новые стандарты, обучить кадры, и адаптировать бизнес-процессы, разработать специализированные артефакты, которые мы опишем далее.

5. Будущее внедрения ХАИ в ИИ решения бизнеса

Индустрия 5.0 практически требует объяснимого ИИ как стандарт: это создает условия для партнерства человека и ИИ, о котором часто говорят применительно к Индустрии 5.0. Например, в производстве будущего оператор высокой квалификации будет совместно с ИИ принимать решения: AI предложит оптимизацию или выявит проблему, объяснит свою логику, а оператор, поняв ее, утвердит действие или отклонит, внося человеческий фактор, креативность, интуицию, ответственность. Такая синергия возможна только при мощной инфраструктуре ХАИ, поддерживаемой организационными изменениями.

5.1. Разработка нормативных требований

Регуляторное давление остается одним из наиболее мощных драйверов развития ХАИ в бизнесе. Уже сейчас Европа обсуждает регламент AI Act с акцентом на объяснимость [41], согласно которому прозрачность, проверяемость и объяснимость становятся базовыми требованиями для высокорисковых ИИ-систем — от финансовых моделей до промышленных решений. Законодатели постепенно формулируют требования к объяснимости алгоритмов — особенно в критичных отраслях. В финансовом секторе, к примеру, могут появиться правила, требующие того, чтобы все модели принятия решений раскрывали клиенту ключевые факторы, на которых основано решение. Будущие скоринговые и торговые системы должны также соответствовать регуляторным ожиданиям: демонстрировать прозрачность, избегать дискриминации, раскрывать все риски. Перспективно появление самодиагностических алгоритмов, которые не только объясняют свои результаты, но и проверяют себя на наличие запрещенных зависимостей, встраивают автоматическую генерацию объяснений в отчетность.

5.2. Человеко-машинный симбиоз

Современные ХАИ-системы должны понимать, в каком контексте они работают, и адаптировать объяснения под отраслевую логику. Это требует сотрудничества с предметными экспертами и использования доменных знаний, таких как онтологии и правила.

Ключевые работы, в частности d'Avila Garcez и соавторы, и Besold и соавторы предлагают способы встраивания логических рассуждений в нейросети (neuro-symbolic AI methods), объединяющие дедуктивное логическое мышление и глубокое обучение [51, 52]. Эти методы позволяют моделям опираться на доменные знания, правила и онтологии, что повышает интерпретируемость и документируемость рассуждений.

В дальнейшем можно ожидать развитие систем поддержки бизнес-решений, которые вместе с прогнозом (например, риск срыва сделки) будут выдавать читабельный довод, ссылаясь на аналогичные сделки или статистические данные, и указывая на какие факты они опираются.

Исследования в области интерфейсов объяснений, проведенные Kim и соавторы, Rong и соавторы [54, 55], подтверждают важность адаптации объяснений под пользователя. На практике это может означать, что появятся интерактивные панели для менеджеров, где прогнозы рынка, рекомендации по стратегии будут сопровождаться диаграммами, показывающими, какие предпосылки к этому привели. Будет уделено внимание тому, чтобы такие панели соответствовали мышлению менеджеров и были дополнены подходящей им визуализацией ключевых допущений, диаграммами, абстракциями.

5.3. Внедрение ХАИ и обмен знаниями в компании

Все объяснения, собранные вместе, могут выявить широкую картину, стать отправной точкой для управленческих выводов верхнего уровня. То есть, ХАИ как бы будет ускорять обратную связь снизу вверх: вместо долгих докладов от менеджеров среднего звена, сводки объяснений от ИИ дадут верхушке быстрое понимание, что происходит и почему. Не исключено появление методов, которые смогут дообучаться на культуре компании и учитывать специфику бизнеса: обнаруживать, ка-

кие объяснения руководство сочтет понятными, и формулировать предложения в привычном стиле.

Сложные управленческие ситуации могут потребовать не одного, а нескольких сценариев с объяснениями. ИИ может предложить несколько альтернатив, обосновать каждую, либо предложить разбить задачу на подзадачи, объяснив, почему так эффективнее. Таким образом, формируется полнопроцессное объяснение: охватывающее все шаги — от постановки задачи до финального выбора. При этом важно найти грань, где объяснение не переходит в искажение фактов. Возможно, хорошо себя проявит концепция многоуровневого объяснения: краткое (упрощенное) — для первого ознакомления, и подробное — для проверки.

Предлагаемые в работе артефакты ХАИ (табл. 4) являются результатом анализа существующих практик документации, мониторинга и UX-подходов, а также дополняют их новыми элементами, учитывающими потребности бизнеса и выявленные риски, представляя оригинальный вклад авторов в развитие темы ХАИ в организационном контексте.

Исследования подчеркивают важность документации моделей как инструмента прозрачности и передачи знаний между командами. Так, Mitchell и соавторы [56] отмечают важность таких документов интерпретации моделей, как карта ИИ модели «Model Cards», в то время как Gebru и соавто-

ры [57], аргументируют пользу от использования технических паспортов «Data Sheets» в которых описаны цели использования, источники данных, выявленные ограничения и способы генерации объяснений. Их значение особенно возрастает в крупной организации, где передача знаний между командами не может опираться лишь на устные инструкции или код в репозиториях. Подобная документация позволяет быстрее адаптировать новые модели, особенно в условиях смены персонала или масштабирования решений.

Не менее важным становится вопрос интерфейса взаимодействия. Если раньше объяснение результата модели можно было получить только через специализированные инструменты анализа, то теперь объяснения все чаще встраиваются прямо в рабочие приложения. Так, аналитик или менеджер может на основе результата прогноза, получить комментарий, который пояснит, какие факторы повлияли на решение, и насколько оно отличается от нормы. Причем формат объяснения может адаптироваться под пользователя — от краткого бизнес-резюме до технической расшифровки. Такие интерфейсы значительно повышают принятие ИИ в корпоративной среде, особенно в условиях ограниченного времени на принятие решений.

Для стратегического уровня эксплуатации моделей могут применяться визуальные панели мони-

Таблица 4.

Ключевые артефакты ХАИ для бизнеса

Артефакт	Цель / Функция	Пользователь
ХАИ-документация и протоколы (Model Cards, Datasheets)	Формализованное описание модели, данных и ограничений для прозрачности и аудита	Разработчики моделей, аудиторы, регуляторы
Интерфейсы объяснений (Explainability UI/UX)	Интерактивный доступ к объяснениям внутри пользовательского интерфейса	Конечные пользователи, аналитики, операторы
Дашборды и панели мониторинга ХАИ	Визуализация факторов, повлиявших на прогноз, для менеджеров и принятия решений	Менеджеры среднего и высшего звена
Автоматизированные фреймворки валидации ХАИ	Автоматическая проверка качества объяснений и отклонений от норм	Инженеры по качеству, отдел рисков, внутренний аудит
Обучающие и сопровождающие материалы (ХАИ-гайды, тренинги)	Поддержка персонала в освоении ХАИ через обучающие курсы и гайды	Менеджеры, бизнес-аналитики, специалисты по обучению

торинга и отчётные представления, позволяющие регулярно отслеживать распределения ключевых признаков и предсказаний, выявлять data/target drift и автоматически генерировать оповещения при превышении порогов. Такой мониторинг поддерживает своевременное выявление деградации качества и принятие корректирующих мер (например, устранение проблем качества данных или запуск переобучения модели [58]).

Особое внимание уделяется автоматизированной валидации объяснений. В организациях, где важно соблюдение нормативных требований (например, в банковской или медицинской сфере), ручная проверка каждого объяснения невозможна. Поэтому разрабатываются фреймворки, которые автоматически анализируют объяснения на предмет соответствия политике, отсутствия дискриминационных признаков или неучтенных рисков. Это превращает ХАИ в элемент системы качества, а не просто визуальный слой.

Наконец, устойчивое внедрение ХАИ невозможно без обучающих и сопровождающих материалов, доступных не только разработчикам, но и широкому кругу сотрудников. Такие материалы включают руководства, тренинги, пошаговые инструкции по взаимодействию с системами ХАИ. Их цель – снизить порог входа и обеспечить грамотное использование инструментов, особенно среди тех, кто отвечает за интерпретацию данных, но не обладает технической подготовкой. Согласно Donoso-Guzmán и соавторы [59], перспективными являются human-centered подходы к оценке ХАИ, учитывающие цели и контекст разных пользовательских ролей. Такие рамки оценки могут быть использованы и для настройки объяснений под корпоративные практики и ожидания руководства. Они способны предсказывать, какие объяснения будут восприняты как убедительные, какие – как избыточные, и как лучше структурировать аргументацию для различных ролей.

Таким образом, артефакты ХАИ не просто объясняют результат, но помогают встроить ИИ в корпоративное мышление, делая его понятным, доступным и управляемым инструментом.

Обозначенные перспективы представляют собой план развития ХАИ на ближайшие годы. Главная тенденция – углубление интеграции ИИ и челове-

ческого фактора: от узкого инструмента объяснения одного прогноза к широкому человеко-ориентированному интеллекту, который становится частью коллективного процесса принятия решений. Иными словами, ХАИ эволюционирует из простого модуля интерпретации в концепцию построения таких ИИ-систем, которые изначально проектируются для совместной работы с человеком.

Заключение

Объяснимость ИИ приобрела критическое значение в бизнесе, промышленности и управлении, где на кону стоят реальные деньги, безопасность и ответственность перед людьми. Она становится фактором конкурентоспособности и нормативного соответствия: организации, способные объяснить действия своих алгоритмов, имеют больше шансов выдержать проверку регуляторов и получить одобрение своих клиентов. Уже сегодня ХАИ помогают облегчить интеграцию ИИ в умные предприятия и финансовый сектор, что положительно влияет на перспективы Индустрии 5.0, где значимую роль играет человеко-ориентированность, безопасность и устойчивое развитие.

Объяснимый ИИ помогает компаниям соответствовать этим требованиям – предоставляя инструменты мониторинга алгоритмов, отчетности по предпосылкам решений, контроля отсутствия дискриминации. В обозримом будущем ХАИ может стать частью системы качества предприятия – так же как сегодня существуют стандарты ISO для процессов, могут появиться стандарты на объяснимость и этичность AI-компонентов бизнес-процессов.

Руководители, вооруженные алгоритмами, которые могут объяснить свое решение, получают инструмент, сочетающий силу данных и моделей с понятностью и логичностью традиционного анализа. Это позволит принимать более обоснованные и в то же время инновационные решения, поскольку ИИ способен обнаружить нетривиальные закономерности, а через объяснения – сделать их приемлемыми для реализации. Новые формы обучения в организациях, основанные на взаимодействии с ХАИ, помогут ускорить распространение лучших практик и знаний.

Важно признать, что широкое внедрение ХАИ пока сдерживается экономическими, технически-

ми и организационными барьерами. Наиболее высокие шансы развития ХАИ там, где совпадают регуляторное давление, высокая цена ошибки и наличие данных/процессной дисциплины: финансы, страхование, производство и промышленность.

Там, где организации целенаправленно выделяют инвестиции и встраивают объяснимость в архитектуру решений, процессы качества и пользовательский опыт, объясняемый ИИ даст устойчивое конкурентное преимущество. ■

Литература

1. Explainable AI: Interpreting, Explaining and Visualizing Deep Learning / W. Samek [et al.] // *Lecture Notes in Artificial Intelligence*. 2019. Vol. 11700. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-28954-6>
2. Vilone G., Longo L. Notions of explainability and evaluation approaches for explainable artificial intelligence // *Information Fusion*. 2021. Vol. 76. P. 89–106. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.05.009>
3. IEEE Std 7001-2021. IEEE Standard for Transparency of Autonomous Systems. IEEE, 2022. <https://doi.org/10.1109/IEEESTD.2022.9726144>
4. ISO/IEC TR 24028:2020. Information technology – Artificial intelligence – Overview of trustworthiness in artificial intelligence. Geneva: International Organization for Standardization, 2020.
5. Du M., Liu N., Hu X. Techniques for interpretable machine learning // *Communications of the ACM*. 2020. Vol. 63. No. 1. P. 68–77. <https://doi.org/10.1145/3359786>
6. Gamoura S. C. Explainable AI (XAI) for AI-acceptability: The coming age of digital management 5.0 // *2023 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)*. 2023. P. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICNSC58704.2023.10319030>
7. Khan A., Jhanjhi N. Z., Hamid D. H. T. B. A. H., Omar H. A. H. The need for explainable AI in Industry 5.0 // *Advances in Explainable AI Applications for Smart Cities*. IGI Global, 2024. P. 1–30. <https://doi.org/10.4018/978-1-6684-6361-1.ch001>
8. Chang T.-S., Bau D.-Y. eXplainable Artificial Intelligence (XAI) in business management research: A success/failure system perspective // *Journal of Electronic Business & Digital Economics*. 2024. Vol. 4. No. 1. P. 36–53. <https://doi.org/10.1108/JEBDE-07-2024-0019>
9. Tchuente D., Lonlac J., Kamsu-Foguem B. A methodological and theoretical framework for implementing explainable artificial intelligence (XAI) in business applications // *Computers in Industry*. 2024. Vol. 155. Article 104044. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2023.104044>
10. Martins T., de Almeida A. M., Cardoso E., Nunes L. Explainable AI (XAI): A systematic literature review on taxonomies and applications in finance // *IEEE Access*. 2024. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3347028>
11. European Commission: Directorate-General for Research and Innovation. Industry 5.0: Towards a sustainable, human-centric and resilient European industry // *Publications Office of the European Union*. 2021. <https://data.europa.eu/doi/10.2777/308407>
12. Ahmed S., Jeon G., Piccialli F. From artificial intelligence to explainable artificial intelligence in Industry 4.0: A survey on what, how, and where // *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2022. Vol. 18. No. 8. P. 5031–5042. <https://doi.org/10.1109/TII.2022.3146552>
13. Adadi A., Berrada M. Peeking inside the black-box: A survey on explainable artificial intelligence (XAI) // *IEEE Access*. 2018. Vol. 6. P. 52138–52160. <https://doi.org/10.1109/access.2018.2870052>
14. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI / A. A. Barredo [et al.] // *Information Fusion*. 2020. Vol. 58. P. 82–115. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>
15. European Union. Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council of 27 April 2016 on the protection of natural persons with regard to the processing of personal data and on the free movement of such data, and repealing Directive 95/46/EC (General Data Protection Regulation) // *Official Journal of the European Union*. 2016. Vol. L119. P. 1–88. [Электронный ресурс]: [http://data.europa.eu/eli/reg/2016/679/oj\(дата обращения 06.02.2026\)](http://data.europa.eu/eli/reg/2016/679/oj(дата%20обращения%2006.02.2026)).
16. NIST AI 100-1. Artificial intelligence risk management framework (AI RMF 1.0). National Institute of Standards and Technology, 2023. <https://doi.org/10.6028/nist.ai.100-1>
17. Zavodna L. S., Überwimmer M., Frankus E. Barriers to the implementation of artificial intelligence in small and medium sized enterprises: Pilot study // *Journal of Economics & Management*. 2024. Vol. 46. No. 1. P. 331–352. <https://doi.org/10.22367/jem.2024.46.13>
18. Weitz K., Dang C. T., André E. Do we need explainable AI in companies? Investigation of challenges, expectations, and chances from employees' perspective // *arXiv:2210.03527*. 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2210.03527>
19. Darvish M., Kret K. S., Bick M. An explorative study on the adoption of explainable artificial intelligence (XAI) in business organizations // *Disruptive Innovation in a Digitally Connected Healthy World*. Lecture Notes in Computer Science. 2024. Vol. 14907. P. 29–40. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-72234-9_3
20. Joyce D. W., Kormilitzin A., Smith K. A., Cipriani A. Explainable artificial intelligence for mental health through transparency and interpretability for understandability // *Npj Digital Medicine*. 2023. Vol. 6. No. 1. Article 6. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00751-9>

21. Murdoch W. J., Singh C., Kumbier K., Abbasi-Asl R., Yu B. Definitions, methods, and applications in interpretable machine learning // *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*. 2019. Vol. 116. No. 44. P. 22071–22080. <https://doi.org/10.1073/pnas.1900654116>
22. Samek W., Wiegand T., Müller K.-R. Explainable artificial intelligence: Understanding, visualizing and interpreting deep learning models // *arXiv:1708.08296*. 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.08296>
23. Doshi-Velez F., Kim B. Towards a rigorous science of interpretable machine learning // *arXiv:1702.08608*. 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1702.08608>
24. Yuan H., Yang F., Du M., Ji S., Hu X. Towards structured NLP interpretation via graph explainers // *Applied AI Letters*. 2021. Vol. 2. No. 4. Article e58. <https://doi.org/10.1002/ail.2.58>
25. Dumka A., Chaudhari V., Bisht A. K., Rawat R., Pandey A. Methods, techniques, and application of explainable artificial intelligence // *Reshaping Environmental Science Through Machine Learning and IoT*. 2024. P. 337–354. IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-2351-9.ch017>
26. Wachter S., Mittelstadt B., Russell C. Counterfactual explanations without opening the black box // *Harvard Journal of Law & Technology*. 2018. Vol. 31. No. 2. P. 841–887. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3063289>
27. Dixit M., Kansal I., Khullar V., Kumar R., Kumar S. Analyzing trustworthiness and explainability in artificial intelligence: A comprehensive review // *Recent Advances in Electrical & Electronic Engineering*. 2025. Vol. 18. No. 8. Article e040724231621. <https://doi.org/10.2174/0123520965308169240616144800>
28. Vasanth S., Keerthana S., Saravanan G. Demystifying AI: A robust and comprehensive approach to explainable AI // *2024 International Conference on Electronics and Communication*. 2024. <https://doi.org/10.1109/ICECS9683.2024.10837078>
29. Авдошин С. М., Песочкая Е. Ю. Доверенный искусственный интеллект как способ цифровой защиты // *Бизнес-информатика*. 2022. Т. 16. № 2. С. 62–73. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2022.2.62.73>
30. Poyiadzi R., Sokol K., Santos-Rodriguez R., De Bie T., Flach P. FACE: Feasible and actionable counterfactual explanations // *Proceedings of the AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*. 2020. P. 344–350. <https://doi.org/10.1145/3375627.3375850>
31. Gramegna A., Scardapane P. L. L., Giudici P. SHAP and LIME: An evaluation of discriminative power in credit risk // *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2021. Vol. 4. Article 752558. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.752558>
32. Hjelkrem L. O., de Lange P. E. Explaining deep learning models for credit scoring with SHAP: A case study using open banking data // *Journal of Risk and Financial Management*. 2023. Vol. 16. No. 4. Article 221. <https://doi.org/10.3390/jrfm16040221>
33. Li Y., Simon Z., Turkington D. Investable and interpretable machine learning for equities // *Journal of Financial Data Science*. 2022. Vol. 4. No. 1. P. 54–74. <https://doi.org/10.3905/jfds.2021.1.084>
34. Fritz-Morgenthal, S., Hein, B., & Papenbrock, J. Financial Risk Management and Explainable, Trustworthy, Responsible AI // *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2022. Vol. 5. Article 779799. <https://doi.org/10.3389/frai.2022.779799>
35. Constrained Generalized Additive 2 Model with consideration of high-order interactions (CGA2M+) / A. Watanabe [et al.] // *arXiv:2106.02836*. 2021. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.02836>
36. IBM Maximo Predict. IBM Documentation // IBM, 2023. [Электронный ресурс]: <https://www.ibm.com/docs/en/mhmpmh-and-p-u/cd?topic=overview-maximo-predict> (дата обращения 06.02.2026).
37. Sensor-based predictive maintenance with reduction of false alarms – A case study in heavy industry / M. Hermansa [et al.] // *Sensors*. 2022. Vol. 22. No. 1. Article 226. <https://doi.org/10.3390/s22010226>
38. Kilari S. D. The role of explainable AI (XAI) in improving transparency and trust in supply chain demand and price forecasting models // *SSRN preprint*. 2023. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5357669>
39. The rise of industrial explainable artificial intelligence (XAI) – Insights across the AI life cycle. White Paper // Siemens. 2023. [Электронный ресурс]: <https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:3b4de373-57e2-4329-b025-2825db0172aa/WhitpaperXAI.pdf> (дата обращения 06.02.2026).
40. The cost of understanding – XAI algorithms towards sustainable ML in the view of computational cost / C. Jean-Quartier [et al.] // *Computation*. 2023. Vol. 11. No. 5. Article 92. <https://doi.org/10.3390/computation11050092>
41. European Union. Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act) // *Official Journal of the European Union*. 2024. Vol. L257. P. 1–64. [Электронный ресурс]: <https://data.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj> (дата обращения 06.02.2026).
42. Černevičienė J., Kabasinskas A. Explainable artificial intelligence (XAI) in finance: a systematic literature review // *Artificial Intelligence Review*. 2024. Vol. 57. No. 8. Article 216. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10854-8>
43. Explainable artificial intelligence in information systems: A review of the status quo and future research directions / J. Brasse [et al.] // *Electronic Markets*. 2023. Vol. 33. Article 26. <https://doi.org/10.1007/s12525-023-00644-5>
44. Carvalho D. V., Pereira E. M., Cardoso J. S. Machine learning interpretability: A survey on methods and metrics // *Electronics*. 2019. Vol. 8. No. 8. Article 832. <https://doi.org/10.3390/electronics8080832>

45. Molnar C. Interpretable Machine Learning. A Guide for Making Black Box Models Explainable. 3rd ed. 2025. (Online book). [Электронный ресурс]: <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/> (дата обращения 06.02.2026).
46. Angelov P., Soares E., Jiang R., Arnold N., Atkinson P. Explainable artificial intelligence: An analytical review // *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*. 2021. Vol. 11. No. 5. Article e1424. <https://doi.org/10.1002/widm.1424>
47. Rai A. Explainable AI: From black box to glass box // *Journal of the Academy of Marketing Science*. 2020. Vol. 48. P. 24–48. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00710-5>
48. Liao Q. V., Varshney K. R. Human-centered explainable AI (XAI): From algorithms to user experiences // *arXiv:2110.10790*. 2021. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.10790>
49. Chamola V., Hassija V., Sulthana A. R., Ghosh D., Dhingra D., Sikdar B. A review of trustworthy and explainable artificial intelligence (XAI) // *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 78994–79015. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3294569>
50. Belle V., Papantonis I. Principles and Practice of Explainable Machine Learning // *Frontiers in Big Data*. 2021. Vol. 4. Article 688969. <https://doi.org/10.3389/fdata.2021.688969>
51. d'Avila Garcez A., Lamb L. C., Gabbay D. *Neural-Symbolic Learning Systems* // *Perspectives in Neural Computing*. Springer, 2002. <https://doi.org/10.1007/978-1-4471-0211-3>
52. *Neural-Symbolic Learning and Reasoning: A Survey and Interpretation* / T. R. Besold [et al.] // *arXiv:1711.03902*. 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.03902>
53. Yu D., Yang B., Liu D., Wang H., Pan S. A survey on neural-symbolic learning systems // *Neural Networks*. 2023. Vol. 166. P. 105–126. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2023.06.028>
54. Kim J., Maathuis H., Sent D. Human-centered evaluation of explainable AI applications: a systematic review // *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 7. Article 1456486. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1456486>
55. *Towards Human-Centered Explainable AI: A Survey of User Studies for Model Explanations* / Y. Rong [et al.] // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2024. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2023.3331846>
56. *Model cards for model reporting* / M. Mitchell [et al.] // *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*. 2019. P. 220–229. <https://doi.org/10.1145/3287560.3287596>
57. *Datasheets for Datasets* / T. Gebru [et al.] // *Communications of the ACM*. 2021. Vol. 64. No. 12. P. 86–92. <https://doi.org/10.1145/3458723>
58. Vadapalli S. R. Monitoring the performance of machine learning models in production // *International Journal of Computer Trends and Technology*. 2022. Vol. 70. No. (9) P. 38–42. <https://doi.org/10.14445/22312803/IJCTT-V70I9P105>
59. Donoso-Guzmán I., Ooge J., Parra D., Verbert K. Towards a comprehensive human-centred evaluation framework for explainable AI // *Explainable Artificial Intelligence (xAI 2023)*. *Communications in Computer and Information Science*. 2023. Vol. 1903. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-44070-0_10

Об авторах

Сергей Михайлович Авдошин

кандидат технических наук, доцент;

профессор, департамент компьютерной инженерии, Московский институт электроники и математики им. А.Н. Тихонова, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Россия, 123458, г. Москва, ул. Таллинская, д. 34;

E-mail: savdoshin@hse.ru

ORCID: 0000-0001-8473-8077

Елена Юрьевна Песоцкая

кандидат экономических наук;

доцент, департамент программной инженерии, Факультет компьютерных наук, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Россия, 109028, г. Москва, Покровский бульвар, д. 11;

E-mail: epesotskaya@hse.ru

ORCID: 0000-0003-2129-4645

Explainable AI for Industry 5.0: Shedding light on the black box

Sergey Mikhailovich Avdoshin

E-mail: savdoshin@hse.ru

Elena Yuryevna Pesotskaya

E-mail: epesotskaya@hse.ru

HSE University, Moscow, Russia

Abstract

The rapid development of artificial intelligence (AI) is accompanied by increasing computational complexity and decreasing model transparency, which significantly limits its adoption in critical domains that require a high level of trust, interpretability, and justification of decisions. Under these conditions, the field of Explainable Artificial Intelligence (XAI) has gained particular importance as it focuses on approaches and technologies that enable understanding of AI system logic and interpretation of their outputs. This article examines the timely topic of implementing XAI in the context of Industry 5.0. Special attention is given to practical application scenarios: the authors present concrete industrial cases from IBM, Siemens, and other companies demonstrating how XAI contributes to enhancing the reliability, safety, efficiency, and trustworthiness of AI systems. The study includes a systematic search and analysis of the literature in this domain and proposes well-grounded key criteria for comparing existing XAI approaches. The article also outlines the advantages, current limitations, and promising directions for the development of XAI, highlighting the opportunities it opens for improving effectiveness, transparency, and trust in business.

Keywords: XAI, explainable artificial intelligence, Industry 5.0, machine learning, industry

Citation: Avdoshin, S. M., & Pesotskaya, E. Yu. (2026). Explainable AI for Industry 5.0: Shedding light on the black box. *Business Informatics*, 20(1), 7–28. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.1.7.28>

References

1. Explainable AI: Interpreting, Explaining and Visualizing Deep Learning. (2019). In W. Samek, G. Montavon, A. Vedaldi, L. K. Hansen, & K.-R. Müller (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-28954-6>
2. Vilone, G., & Longo, L. (2021). Notions of explainability and evaluation approaches for explainable artificial intelligence. *Information Fusion*, 76, 89–106. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.05.009>
3. IEEE Std 7001-2021. (2022). IEEE Standard for Transparency of Autonomous Systems. IEEE. <https://doi.org/10.1109/IEEESTD.2022.9726144>
4. ISO/IEC TR 24028:2020. (2020). Information technology – Artificial intelligence – Overview of trustworthiness in artificial intelligence. Geneva: International Organization for Standardization. <https://www.iso.org/standard/77608.html>

5. Du, M., Liu, N., & Hu, X. (2019). Techniques for interpretable machine learning. *Communications of the ACM*, 63(1), 68–77. <https://doi.org/10.1145/3359786>
6. Gamoura, S. C. (2023). Explainable AI (XAI) for AI-Acceptability: The coming age of digital management 5.0. *2023 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/icnsc58704.2023.10319030>
7. Khan, A., Jhanjhi, N. Z., Hamid, D. H. T. B. A. H., & Omar, H. A. H. bin H. (2024). The need for explainable AI in Industry 5.0. *Advances in Explainable AI Applications for Smart Cities*, 1–30. <https://doi.org/10.4018/978-1-6684-6361-1.ch001>
8. Chang, T.-S., & Bau, D.-Y. (2024). eXplainable artificial intelligence (XAI) in business management research: A success/failure system perspective. *Journal of Electronic Business & Digital Economics*, 4(1), 36–53. <https://doi.org/10.1108/jebde-07-2024-0019>
9. Tchuente, D., Lonlac, J., & Kamsu-Foguem, B. (2024). A methodological and theoretical framework for implementing explainable artificial intelligence (XAI) in business applications. *Computers in Industry*, 155, 104044. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2023.104044>
10. Martins, T., de Almeida, A. M., Cardoso, E., & Nunes, L. (2024). Explainable Artificial Intelligence (XAI): A systematic literature review on taxonomies and applications in finance. *IEEE Access*, 12, 618–629. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3347028>
11. European Commission: Directorate-General for Research and Innovation. (2021). *Industry 5.0: Towards a sustainable, human-centric and resilient European industry*. Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2777/308407>
12. Ahmed, I., Jeon, G., & Piccialli, F. (2022). From artificial intelligence to explainable artificial intelligence in Industry 4.0: A survey on what, how, and where. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 18(8), 5031–5042. <https://doi.org/10.1109/tii.2022.3146552>
13. Adadi, A., & Berrada, M. (2018). Peeking inside the black-box: A survey on explainable artificial intelligence (XAI). *IEEE Access*, 6, 52138–52160. <https://doi.org/10.1109/access.2018.2870052>
14. Barredo Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., Garcia, S., Gil-Lopez, S., Molina, D., Benjamins, R., Chatila, R., & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58, 82–115. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>
15. European Union. (2016). Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council of 27 April 2016 on the protection of natural persons with regard to the processing of personal data and on the free movement of such data, and repealing Directive 95/46/EC (General Data Protection Regulation). *Official Journal of the European Union*, L119, 1–88. <http://data.europa.eu/eli/reg/2016/679/oj>
16. NIST AI 100-1. (2023). Artificial intelligence risk management framework (AI RMF 1.0). National Institute of Standards and Technology. <https://doi.org/10.6028/nist.ai.100-1>
17. Zavodna, L. S., Überwimmer, M., & Frankus, E. (2024). Barriers to the implementation of artificial intelligence in small and medium sized enterprises: Pilot study. *Journal of Economics and Management*, 46, 331–352. <https://doi.org/10.22367/jem.2024.46.13>
18. Weitz, K., Dang, C. T., & André, E. (2022). Do we need explainable AI in companies? Investigation of challenges, expectations, and chances from employees' perspective. *arXiv:2210.03527*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2210.03527>
19. Darvish, M., Kret, K. S., & Bick, M. (2024). An explorative study on the adoption of explainable artificial intelligence (XAI) in business organizations. In: van de Wetering, R., et al. *Disruptive Innovation in a Digitally Connected Healthy World*. Lecture Notes in Computer Science, 14907, 29–40. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-72234-9_3
20. Joyce, D. W., Kormilitzin, A., Smith, K. A., & Cipriani, A. (2023). Explainable artificial intelligence for mental health through transparency and interpretability for understandability. *Npj Digital Medicine*, 6(1). <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00751-9>
21. Murdoch, W. J., Singh, C., Kumbier, K., Abbasi-Asl, R., & Yu, B. (2019). Definitions, methods, and applications in interpretable machine learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(44), 22071–22080. <https://doi.org/10.1073/pnas.1900654116>
22. Samek, W., Wiegand, T., & Müller, K.-R. (2017). Explainable artificial intelligence: Understanding, visualizing and interpreting deep learning models. *arXiv:1708.08296*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.08296>
23. Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. *arXiv:1702.08608*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1702.08608>
24. Yuan, H., Yang, F., Du, M., Ji, S., & Hu, X. (2021). Towards structured NLP interpretation via graph explainers. *Applied AI Letters*, 2(4), e58. <https://doi.org/10.1002/aill.2.58>
25. Dumka, A., Chaudhari, V., Bisht, A. K., Rawat, R., & Pandey, A. (2024). Methods, techniques, and application of explainable artificial intelligence. In R. Gupta, A. Jain, J. Wang, & R. Pateriya (Eds.), *Reshaping Environmental Science Through Machine Learning and IoT*, 337–354. IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-2351-9.ch017>
26. Wachter, S., Mittelstadt, B., & Russell, C. (2017). Counterfactual explanations without opening the black box: Automated decisions and the GDPR. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3063289>
27. Dixit, M., Kansal, I., Khullar, V., Kumar, R., & Kumar, S. (2025). Analyzing trustworthiness and explainability in artificial intelligence: A comprehensive review. *Recent Advances in Electrical & Electronic Engineering*, 18(8), article e040724231621. <https://doi.org/10.2174/0123520965308169240616144800>
28. Vasanth, S., Keerthana, S., & Saravanan, G. (2024). Demystifying AI: A robust and comprehensive approach to explainable AI. *2024 International Conference on Intelligent Computing and Emerging Communication Technologies (ICEC)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/icec59683.2024.10837078>

29. Avdoshin, S. M., & Pesotskaya, E. Yu. (2022). Trusted artificial intelligence: Strengthening digital protection. *Business Informatics*, 16(2), 62–73. <https://doi.org/10.17323/2587-814x.2022.2.62.73>
30. Poyiadzi, R., Sokol, K., Santos-Rodriguez, R., De Bie, T., & Flach, P. (2020). FACE: Feasible and actionable counterfactual explanations. *Proceedings of the AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, 344–350. <https://doi.org/10.1145/3375627.3375850>
31. Gramegna, A., & Giudici, P. (2021). SHAP and LIME: An evaluation of discriminative power in credit risk. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 4, 752558. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.752558>
32. Hjelkrem, L. O., & Lange, P. E. de. (2023). Explaining deep learning models for credit scoring with SHAP: A case study using open banking data. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(4), 221. <https://doi.org/10.3390/jrfm16040221>
33. Li, Y., Simon, Z., & Turkington, D. (2021). Investable and interpretable machine learning for equities. *Journal of Financial Data Science*, 4(1), 54–74. <https://doi.org/10.3905/jfds.2021.1.084>
34. Fritz-Morgenthal, S., Hein, B., & Papenbrock, J. (2022). Financial risk management and explainable, trustworthy, responsible AI. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 5, 779799. <https://doi.org/10.3389/frai.2022.779799>
35. Watanabe, A., Kuramata, M., Majima, K., Kiyohara, H., Kondo, K., & Nakata, K. (2021). Constrained Generalized Additive 2 Model with consideration of high-order interactions (CGA2M+). *arXiv:2106.02836*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.02836>
36. IBM. (2023). *IBM Maximo Predict*. IBM Documentation. <https://www.ibm.com/docs/en/mhmpmh-and-p-u/cd?topic=overview-maximo-predict>
37. Hermansa, M., Kozielski, M., Michalak, M., Szczyrba, K., Wróbel, Ł., & Sikora, M. (2021). Sensor-based predictive maintenance with reduction of false alarms – A case study in heavy industry. *Sensors*, 22(1), 226. <https://doi.org/10.3390/s22010226>
38. Kilari, S. D. (2025). The role of explainable AI (XAI) in improving transparency and trust in supply chain demand and price forecasting models. *SSRN preprint*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5357669>
39. Siemens. (2023). *The rise of industrial explainable artificial intelligence (XAI) – Insights across the AI life cycle*. White Paper. <https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:3b4de373-57e2-4329-b025-2825db0172aa/WhitepaperXAI.pdf>
40. Jean-Quartier, C., Bein, K., Hejny, L., Hofer, E., Holzinger, A., & Jeanquartier, F. (2023). The cost of understanding — XAI algorithms towards sustainable ML in the view of computational cost. *Computation*, 11(5), 92. <https://doi.org/10.3390/computation11050092>
41. European Union. (2024). Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act). *Official Journal of the European Union*, L257, 1–64. <https://data.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>
42. Černevičienė, J., & Kabašinskas, A. (2024). Explainable artificial intelligence (XAI) in finance: a systematic literature review. *Artificial Intelligence Review*, 57(8), 216. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10854-8>
43. Brasse, J., Broder, H. R., Förster, M., Klier, M., & Sigler, I. (2023). Explainable artificial intelligence in information systems: A review of the status quo and future research directions. *Electronic Markets*, 33, 26. <https://doi.org/10.1007/s12525-023-00644-5>
44. Carvalho, D. V., Pereira, E. M., & Cardoso, J. S. (2019). Machine learning interpretability: A survey on methods and metrics. *Electronics*, 8(8), 832. <https://doi.org/10.3390/electronics8080832>
45. Molnar C. (2025). *Interpretable machine learning. A guide for making black box models explainable*. 3rd edition. <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/>
46. Angelov, P. P., Soares, E. A., Jiang, R., Arnold, N. I., & Atkinson, P. M. (2021). Explainable artificial intelligence: An analytical review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 11(5), e1424. <https://doi.org/10.1002/widm.1424>
47. Rai, A. (2019). Explainable AI: from black box to glass box. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 137–141. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00710-5>
48. Liao, Q. V., & Varshney, K. R. (2021) Human-centered explainable AI (XAI): From algorithms to user experiences. *arXiv:2110.10790*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.10790>
49. Chamola, V., Hassija, V., Sulthana, A. R., Ghosh, D., Dhingra, D., & Sikdar, B. (2023). A review of trustworthy and explainable artificial intelligence (XAI). *IEEE Access*, 11, 78994–79015. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3294569>
50. Belle, V., & Papantonis, I. (2021). Principles and Practice of Explainable Machine Learning. *Frontiers in Big Data*, 4, 688969. <https://doi.org/10.3389/fdata.2021.688969>
51. d’Avila Garcez, A. S., Broda, K. B., & Gabbay, D. M. (2002). Neural-Symbolic Learning Systems. In *Perspectives in Neural Computing*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4471-0211-3>
52. Besold, T. R., d’Avila Garcez, A. S., Bader, S., Bowman, H., Domingos, P., Hitzler, P., Kuehnberger, K.-U., Lamb, L. C., Mikkulainen, R., & Silver, D. L. (2017) Neural-Symbolic Learning and Reasoning: A Survey and Interpretation. *arXiv:1711.03902*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.03902>
53. Yu, D., Yang, B., Liu, D., Wang, H., & Pan, S. (2023). A survey on neural-symbolic learning systems. *Neural Networks*, 166, 105–126. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2023.06.028>
54. Kim, J., Maathuis, H., & Sent, D. (2024). Human-centered evaluation of explainable AI applications: a systematic review. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1456486>
55. Rong, Y., Leemann, T., Nguyen, T.-T., Fiedler, L., Qian, P., Unhelkar, V., Seidel, T., Kasneci, G., & Kasneci, E. (2024). Towards human-centered explainable AI: A survey of user studies for model explanations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 46(4), 2104–2122. <https://doi.org/10.1109/tpami.2023.3331846>

56. Mitchell, M., Wu, S., Zaldivar, A., Barnes, P., Vasserman, L., Hutchinson, B., Spitzer, E., Raji, I. D., & Gebru, T. (2019). Model cards for model reporting. Proceedings of the *Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 220–229. <https://doi.org/10.1145/3287560.3287596>
57. Gebru, T., Morgenstern, J., Vecchione, B., Vaughan, J. W., Wallach, H., III, H. D., & Crawford, K. (2021). Datasheets for datasets. *Communications of the ACM*, 64(12), 86–92. <https://doi.org/10.1145/3458723>
58. Vadapalli, S. R. (2022). Monitoring the performance of machine learning models in production. *International Journal of Computer Trends and Technology*, 70(9), 38–42. <https://doi.org/10.14445/22312803/IJCTT-V70I9P10559>
59. Donoso-Guzmán, I., Ooge, J., Parra, D., & Verbert, K. (2023). Towards a comprehensive human-centred evaluation framework for explainable AI. In: Longo, L. (eds) *Explainable Artificial Intelligence (xAI 2023)*. Communications in Computer and Information Science, 1903. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-44070-0_10

About the authors

Sergey Mikhailovich Avdoshin

Candidate of Sciences (Technology);

Professor, School of Computer Engineering, HSE Tikhonov Moscow Institute of Electronics and Mathematics, HSE University, 34 Tallinskaya St., Moscow 123458, Russia;

E-mail: savdoshin@hse.ru

ORCID: 0000-0001-8473-8077

Elena Yuryevna Pesotskaya

Candidate of Sciences (Economics);

Associate Professor, School of Software Engineering, Faculty of Computer Science, HSE University, 11 Pokrovsky Blvd., Moscow 109028, Russia;

E-mail: epesotskaya@hse.ru

ORCID: 0000-0003-2129-4645

DOI: 10.17323/2587-814X.2026.1.29.40

Комплексный подход к построению интеллектуальной системы проактивного оценивания кадровых рисков при подборе персонала для критической инфраструктуры*

Денис Николаевич Бирюков 

E-mail: vka@mil.ru

Андрей Сергеевич Дудкин 

E-mail: vka@mil.ru

Александр Викторович Фролов

E-mail: vka@mil.ru

Военно-космическая академия имени А. Ф. Можайского, Санкт-Петербург, Россия

Аннотация

Современные вызовы в сфере безопасности организаций, особенно в секторах критической инфраструктуры (энергетика, транспорт, финансы, информационные технологии), требуют инновационных решений для минимизации рисков, связанных с наймом неблагонадежных сотрудников, предполагающих переход от проведения фрагментарных проверок к созданию и применению комплексных систем проактивного оценивания рисков. Актуальность разработки таких систем обусловлена высокой частотой и катастрофическими последствиями инсайдерских инцидентов, а также неспособностью выявлять сложные, многоэтапные угрозы, исходящие от сотрудников, с помощью традиционных методов. Однако создание интеллектуальных систем, семантически интегрирующих разнородные данные (биографические, поведенческие, финансовые, цифровые), порождает новые системные вызовы. Целью статьи является анализ ключевых методологических, этико-правовых и архитектурных требований к проектированию подобных систем. В работе последовательно рассматриваются: 1) этико-правовые дилеммы

* Статья опубликована при поддержке Программы НИУ ВШЭ «Университетское партнерство»

(справедливость, приватность, право на объяснение) и ограничения, накладываемые законодательством о персональных данных; 2) специфические киберугрозы, нацеленные на компрометацию базы знаний и логики системы, и архитектурные контрмеры на основе принципов «безопасность через проектирование» (Security by Design); 3) сравнительный анализ технологических компонентов многоуровневой системы оценивания (документальная верификация, психометрическое тестирование, AI-анализ), обосновывающий необходимость их интеграции. Научная новизна заключается в синтетическом подходе, формирующем целостную методологию, которая учитывает не только технологическую эффективность, но и фундаментальные правовые ограничения и требования в области информационной безопасности. Практическая значимость работы состоит в формировании системных требований для проектирования безопасных, законных и социально ответственных интеллектуальных систем поддержки принятия решений при обеспечении кадровой безопасности.

Ключевые слова: проактивное оценивание кадровых рисков, интеллектуальные системы поддержки принятия решений, онтологическое моделирование, семантическая интеграция, психометрическое тестирование в кадровой безопасности, AI-анализ поведенческих и биографических данных, этико-правовые ограничения обработки персональных данных, киберустойчивость систем оценки персонала

Цитирование: Бирюков Д. Н., Дудкин А. С., Фролов А. В. Комплексный подход к построению интеллектуальной системы проактивного оценивания кадровых рисков при подборе персонала для критической инфраструктуры // Бизнес-информатика. 2026. Т. 20. № 1. С. 29–40. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.1.29.40>

Введение

Проблема внутренних угроз в организациях критической инфраструктуры (энергетика, транспорт, финансы, информационные технологии (ИТ)) не нова [1] и является одной из наиболее острых в сфере современной безопасности. По данным исследований, значительная часть инцидентов, включая утечки данных, саботаж и коррупцию, обусловлена действиями инсайдеров [2]. С развитием цифровых технологий масштаб и сложность этих угроз многократно возросли. По данным IBM Security, большинство утечек данных в энергетике связаны с человеческим фактором, включая ошибки сотрудников и их злонамеренные действия [3]. В России, согласно исследованию «Ростелеком-Солар», 45% компаний сталкиваются с инцидентами, вызванными неблагонадежным персоналом, причем 22% из них приводят к катастрофическим последствиям [4].

В ответ на растущие угрозы государства ужесточают регуляторные требования. В ЕС Директива NIS2

обязывает компании внедрять системы проверки сотрудников, включая анализ соцсетей и тесты с применением полиграфов. В России Федеральный закон №152-ФЗ «О персональных данных» и Постановление Правительства №1119 регламентируют сбор и обработку информации о кандидатах, но оставляют пробелы в части использования AI-алгоритмов. В США, например, Закон о кибербезопасности требует от компаний энергетического сектора проводить ежегодные аудиты персонала на предмет связей с экстремистскими группами. В России, как отмечает «HeadHunter», каждая вторая организация проводит предварительные проверки кандидатов, однако лишь 27% имеют штатную службу безопасности [5].

Традиционные методы оценки кандидатов, такие как анализ резюме, собеседования или проверка рекомендаций, оказываются неэффективными для выявления сложных, многоэтапных и намеренно скрываемых угроз. Их ключевым ограничением является фрагментарность данных и отсутствие семантической интеграции разнородных источни-

ков информации: биографических, поведенческих, финансовых и цифровых следов кандидата. Это приводит к реактивному, а не предиктивному подходу в кадровой безопасности, что в условиях высокой стоимости инсайдерских инцидентов (оцениваются как прямые, так и репутационные потери) становится неприемлемым риском для устойчивого функционирования организаций.

В ответ на этот вызов в научной литературе и на рынке появляются технологические решения, использующие искусственный интеллект (AI), психометрическое тестирование и автоматизированную верификацию данных [6–10]. Однако их применение зачастую остается изолированным, что не решает проблему комплексного оценивания кандидатов. Более того, создание централизованных интеллектуальных систем, агрегирующих конфиденциальные персональные данные, порождает новые, системные риски. К ним относятся как этико-правовые дилеммы — вопросы справедливости, дискриминации, приватности и права на объяснение автоматизированного решения [11, 12], так и уникальные киберугрозы, направленные на компрометацию самой семантической базы знаний и алгоритмов оценки.

Таким образом, актуальной научно-практической задачей является разработка не просто еще одного инструмента проверки, а целостной методологии проектирования систем проактивного оценивания кадровых рисков. Такая методология должна обеспечивать семантическую интеграцию разнородных данных для выявления сложных сценариев угроз, одновременно будучи встроенной в строгие этико-правовые рамки и учитывающей требования кибербезопасности к самой проектируемой системе.

Целью данной статьи является анализ ключевых методологических, этических, правовых и архитектурных требований к построению интеллектуальной системы оценки рисков при подборе персонала для объектов критической инфраструктуры. В фокусе внимания находится не детальное описание внутренней онтологической модели (что является предметом отдельного исследования), а системные ограничения и условия, при которых ее внедрение будет корректным, безопасным и законным.

Научная новизна работы заключается в синтезе трех аспектов, обычно рассматриваемых изолированно:

- 1) сравнительного анализа технологических компонентов многоуровневой системы оценки (AI, психометрия, верификация данных);
- 2) комплексного анализа этико-правовых дилемм и регуляторных требований;
- 3) проактивного моделирования угроз кибербезопасности, присущих самой онтологической системе, и формулирования архитектурных контрмер на принципах Security by Design и Privacy by Design.

Структура статьи отражает логику последовательного формирования требований к системе. В первом разделе рассматриваются этико-правовые аспекты, задающие фундаментальные границы проектирования. Второй раздел посвящен анализу новых векторов киберугроз и вытекающих из них архитектурных требований к безопасности системы. Третий раздел содержит сравнительный анализ существующих технологических методов оценки (документальная верификация, психометрическое тестирование, AI-анализ), обосновывая необходимость их интеграции в рамках единой методологии. В заключении формулируются основные выводы и определяются направления для дальнейших исследований.

1. Этико-правовые аспекты применения онтологического подхода при оценивании кандидатов

Переход к комплексным системам оценивания кандидатов, основанным на семантической интеграции разнородных данных и методах AI, порождает ряд этических и правовых дилемм [13]. Баланс между обеспечением безопасности организации и защитой прав личности требует тщательного анализа до начала проектирования и внедрения таких систем.

Ключевые морально-этические дилеммы.

Принцип справедливости и недискриминации. Автоматизированные системы, основанные на исторических данных, могут воспроизводить и усиливать существующие в обществе предубеждения. Например, выявление «потенциально неблагонадежных» кандидатов на основе анализа социальной активности может привести к дискриминации по косвенным признакам (политические взгляды, религиозная принадлежность, социальный статус). Это противоречит как этическим нормам, так и трудовому законодательству.

Право на приватность и цифровую автономию. Интеграция данных из открытых источников (социальные сети, форумы и т. п.) с данными из корпоративных и государственных баз данных способствует созданию исчерпывающего цифрового профиля личности без ее явного согласия на создание такого профиля, а также без информирования об этом потенциального кандидата. Возникает вопрос о границах допустимого наблюдения: где заканчивается законный интерес работодателя к репутации кандидата и начинается недопустимое вторжение в частную жизнь?

Право на объяснение. Решение о найме, основанное на выводе онтологической модели и AI-алгоритмов, на данном этапе, не без оснований, может быть воспринято кандидатом как несправедливое и необъяснимое, так как большинство моделей машинного обучения работают по принципу «черного ящика». В соответствии с развивающейся правовой доктриной (например, «правом на объяснение» в GDPR) кандидат должен иметь возможность оспорить автоматизированное решение и получить содержательное разъяснение его причин.

Системные требования и ограничения, накладываемые законодательством.

Прозрачность и контролируемость онтологических инструментов. В контексте российского законодательства (152-ФЗ «О персональных данных») обработка данных должна быть конкретизирована, ограничена заявленными целями и понятна субъекту данных. Это порождает системное требование к онтологии: ее структура и ключевые логические правила должны быть доступны для проверки как самим кандидатам (в части, их касающейся), так и регуляторным органам. Организация может быть обязана раскрывать не сами настройки генеративных ИИ (как коммерческую тайну), но, как минимум, принципы, категории и атрибуты, на основе которых строится оценка.

Ограничения на содержание и структуру онтологий. Законодательство напрямую не регламентирует структуру онтологий, но базовые принципы обработки персональных данных (законность, целевая ограниченность и минимизация) накладывают на нее серьезные ограничения:

- ♦ в онтологию не должны включаться избыточные классы и свойства, не имеющие прямого и доказуемого отношения к профессиональным качествам и рискам для конкретной должности (например, сексуальная ориентация, философские убеждения и т. п.);

- ♦ логические правила и сами сценарии риска должны быть обоснованы и документально подтверждены исследованиями или статистикой, чтобы исключить произвольное и дискриминационное толкование.

Требование человеческого контроля. Заключительное решение о найме, особенно основанное на оценке «неблагонадежности», не может быть полностью автоматизированным. Система должна предоставлять результаты в качестве рекомендации, а окончательное решение должно приниматься человеком (HR-специалистом или руководителем), который несет за него ответственность.

Установленные выше этико-правовые рамки определяют концептуальные ограничения для онтологической модели. Однако их практическая реализация и обеспечение выполнения требований, которым должна удовлетворять интеллектуальная система поддержки принятия решений при подборе кадров, невозможны без рассмотрения нового класса прикладных задач, а именно – задач обеспечения кибербезопасности самой проектируемой интеллектуальной системы. Централизованная база знаний, аккумулирующая конфиденциальные персональные профили, сама по себе становится объектом критической важности и порождает уникальные векторы атак. Комплексный анализ этих угроз и архитектурных контрмер, необходимых для защиты целостности, конфиденциальности и доступности онтологии, составляет предмет отдельного рассуждения в следующем разделе.

2. Актуальные угрозы и дополнительные требования к обеспечению информационной безопасности при реализации онтологического моделирования

Создание единой онтологической базы знаний, аккумулирующей конфиденциальные биографические, финансовые и поведенческие данные о кандидатах, трансформирует ландшафт угроз для организации. Интегрированная онтология, будучи ядром системы поддержки принятия решений, сама становится целостным объектом высокой ценности и, следовательно, приоритетной целью для кибератак. Это накладывает специфические ограничения на ее архитектуру, содержание и процессы управления.

Классификация новых векторов киберугроз.

Компрометация онтологии. В отличие от разрозненных данных, скомпрометированная онтология позволяет злоумышленнику осуществить:

- ◆ несанкционированное изменение онтологических отношений между определенными концептами онтологии для системного целенаправленного снижения чувствительности системы к определенным угрозам;
- ◆ добавление в онтологию ложных фактов или целых сценариев, направленных на дискредитацию конкретных кандидатов (целевой «черный пиар») или, наоборот, на сокрытие их реальных рисков.

Утечка конфиденциальной семантической сети — основы онтологии. Кража базы знаний эквивалента получению структурированного досье на всех кандидатов, прошедших проверку. В этом случае раскрываются не только атрибуты кандидатов (стаж, образование), но и логические связи между ними (например, «Кандидат А связан с Компанией Б, которая участвовала в сомнительном тендере»), что представляет собой еще и утечку контекстуальной информации.

Инсайдерские злоупотребления доступом к онтологии. Сотрудник службы безопасности или инженер по знаниям, имеющий права на модификацию онтологии, может манипулировать ею для достижения коррупционных или иных противоправных целей, оставаясь «в тени» из-за сложности верификации семантических изменений.

Архитектурные ограничения и контрмеры.

Для противодействия указанным угрозам архитектура системы должна быть основана на принципе «Security by Design» («безопасность через проектирование», подход к разработке программного обеспечения, при котором безопасность закладывается в продукт на этапе замысла, а не добавляется постфактум [14]):

- ◆ Все операции модификации онтологии (добавление классов, свойств, индивидов, правил) должны записываться в структуру, устойчивую к изменению. Можно порекомендовать использование блокчейн-технологий или аналогичных распределенных реестров для создания верифицируемого и неопровержимого журнала изменений, что напрямую способствует доказательству действий инсайдера в инфраструктуре организации [15]. Это накладывает архитектурное ограничение: система управления онтологией должна быть интегрирована с модулем ведения защищенного журнала.
- ◆ Сама онтология должна использоваться для моделирования политик безопасности. В нее необходимо ввести, например, такие классы, как AuditEvent, SystemUser, AccessRole и отношения hasPermission, performedAction. Это должно позволить средствами той же онтологии описывать, контролировать и проводить аудит доступа к данным внутри системы, реализуя концепцию RBAC (Role-Based Access Control — подход к управлению правами доступа пользователей к ресурсам системы, основанный на их ролях).
- ◆ Персональные данные, являющиеся особо чувствительными данными, должны храниться в зашифрованном виде, а онтология при этом должна оперировать только их криптографическими хешами или токенами для установления семантических связей, без необходимости постоянного расшифровывания и получения доступа к семантике фактов.

Требования кибербезопасности напрямую влияют и на реализацию онтологического моделирования. Онтология не должна содержать избыточных данных. Например, для установления факта «финансовой неблагонадежности» в определенных случаях может быть достаточно наличия атрибута «hasCreditDelinquencyStatus = true», без необходимости хранения детальной истории просрочек в самой онтологии. Это снижает ущерб в случае ее компрометации.

Также можно порекомендовать проектировать онтологию в виде нескольких связанных, но физически или логически разделенных модулей. Публичные данные (данные из социальных сетей и других общедоступных ресурсов) могут находиться в одном модуле, в то время как чувствительные данные (результаты полиграфа, связи с силовыми структурами) — в другом, с более строгим контролем доступа. Это ограничивает возможные риски и потенциальный ущерб при компрометации.

Процесс пополнения онтологии должен включать стадию обязательной верификации вносимых экспертами-аналитиками сценариев и признаков. Предлагается использовать систему кросс-валидации, при которой новое правило вывода, сценарий или класс активируются только после подтверждения несколькими независимыми экспертами. Это должно позволить противодействовать риску реализации «семантического саботажа».

Таким образом, проектирование онтологической системы для оценивания рисков в ходе подбора кадров должно осуществляться с учетом того, что проектируемый инструмент для управления рисками сам становится источником новых, системных уязвимостей, порождающих воз-

возможность реализации новых киберугроз. Ответом на этот вызов является реализация многоуровневой архитектуры безопасности, основанной на принципах постоянного и всеобъемлющего аудита, строгого разграничения доступа, сквозного шифрования и минимальной достаточности онтологических моделей. Только такая комплексная защита должна позволить нивелировать риски, присущие централизованным хранилищам конфиденциальных данных и интеллектуальным системам поддержки принятия решений, основанных на них.

Предлагаемый онтологический подход должен быть реализован не как закрытая система, с точки зрения методологии принятия решений об отказе кандидату на вакантную должность, а как прозрачный инструмент поддержки принятия решений, встроенный в этико-правовые рамки. Это требует проектирования онтологии с учетом принципов «Privacy by Design», реализации механизмов объяснимости AI (XAI, Explainable AI) и обеспечения возможности аудита всех ее модификаций. Только при соблюдении этих условий можно достичь баланса между операционной безопасностью организации и фундаментальными правами человека.

3. Многоуровневая система оценивания кадровых рисков в критической инфраструктуре: онтологический подход, психометрическое тестирование и AI-анализ

Не претендуя на общность, следует сфокусироваться на следующих ключевых рисках, связанных с привлечением новых сотрудников:

1. *Профессиональная некомпетентность.* По данным Checkster, 78% кандидатов предоставляют ложные сведения о навыках и опыте, что повышает риск ошибок в критических проектах.
2. *Связи с криминальными структурами.* Невыявленные связи сотрудника могут привести к утечкам данных или саботажу.
3. *Наркотическая и иная зависимость.* Сотрудники с зависимостью чаще нарушают протоколы безопасности, что подтверждается статистикой МВД РФ.
4. *Финансовые проблемы.* Задолженности делают кандидатов уязвимыми для коррупции, как отмечается в исследовании бюро кредитных историй.

Обзор существующих подходов: документальная верификация и психометрическое тестирование.

Современные методы проверки персонала можно разделить на две основные категории: документальная верификация и психометрическое тестирование. При этом можно применять различные технологические решения.

Документальная верификация.

Проверка трудового стажа и образования.

Использование государственных баз данных (Пенсионный фонд, МВД) и API вузов. Например, платформа «СёрчИнформ» автоматизирует запросы в 98% российских учебных заведений, сокращая время проверки с 7 до 2 дней. В России 67% компаний используют Единый реестр дипломов Минобрнауки, что позволяет выявить 18% поддельных документов. Однако система имеет ограничения: вузы часто обрабатывают запросы до 14 дней; 32% учебных заведений не обновляют информацию о выпускниках. В 2023 году 12% резюме содержали ложные данные об образовании, о чем отмечено в докладе о фальсификациях в резюме российского союза промышленников в 2023 году. Прямой контакт с бывшими работодателями помогает уточнить реальные достижения. По данным MIT, 30% рекомендаций содержат скрытые негативные оценки.

Мониторинг социальных сетей. Для мониторинга социальных сетей можно применять различные инструменты (в зависимости от стран, социальных сетей и т. п.). Так, например, платформы вроде SocialIntelligence Corp анализируют публикации на предмет радикальных взглядов. В 2023 году 7% кандидатов в энергетическом секторе были отсеяны из-за постов в Telegram, поддерживающих экстремистские группы.

Психометрическое тестирование.

Опросники MMPI и BigFive. MMPI-2 применяется достаточно давно [16] и выявляет склонность к манипуляциям (шкала L) и агрессии (шкала Pd). В исследовании MIT тест идентифицировал 80% кандидатов с криминальными наклонностями. Например, у 9,7% осужденных за терроризм обнаружены клинические шкалы выше нормы. BigFive: оценка добросовестности (Conscientiousness) коррелирует с надежностью сотрудника ($r = 0,62, p < 0,01$) [17].

Оценка стрессоустойчивости. Применение кейс-методов-дик, симулирующих чрезвычайные ситуации. Например, кейс-методика от «Медиа Нетологии» позволяет прогнозировать поведение в кризисных ситуациях, а тест «Кризисный менед-

жмент» от PwC снизил текучесть кадров на 25% в энергетическом секторе.

В ходе проведения документальной верификации и психологического тестирования можно применять различные технологические решения, обладающие определенными достоинствами и недостатками. Рассмотрим ниже некоторые из них.

Онтологические модели.

Данные модели [11, 18] можно применять при проведении семантического анализа резюме и сопоставления данных из них с базами инцидентов. Система Palantir используется в США для выявления связей кандидатов с террористическими организациями, демонстрируя точность 85%, а также можно сопоставлять периоды работы кандидатов, например, с киберинцидентами в базе CISA.

AI-алгоритмы.

NLP-анализ резюме [12] позволяет, например, выявлять противоречия в датах и фактах (алгоритмы IBM Watson сокращают ошибки на 40% и обнаруживают противоречия в датах с точностью 93%).

Компьютерное зрение: анализ видеointервью [19] на микроэкспрессии (например, платформа HireVue анализирует микромимику (частое моргание (>20 раз/мин) коррелирует со скрытностью ($r = 0,71$)) и предсказывает надежность кандидата с точностью 78%).

Полиграф.

Применяется для кандидатов с «красными флагами» [20, 21].

В ряде случаев может потребоваться проведение дополнительных углубленных проверок:

- ♦ проведение проверки профессиональной компетенции (например, экзамен CISSP для ИБ-специалистов подтверждает знание стандартов безопасности);

- ♦ анализ кредитной (финансовой) истории (сервисы Equifax и НБКИ выявляют финансовую уязвимость кандидатов. Исследование Deloitte показывает, что 33% сотрудников с кредитной нагрузкой >50% дохода вовлечены в мошенничество и/или коррупцию; в 40% случаев выявляются долги, превышающие доход);

- ♦ блокчейн для проверки транзакций (сервис Chainalysis отслеживает криптовалютные переводы кандидатов: в 2023 году выявлено 5 случаев отмывания средств среди топ-менеджеров, 12 кандидатов со связями с санкционными кошельками), а также для протоколирования и доказательства действий инсайдера в инфраструктуре организации [22].

Вместе с тем, хотелось бы отметить, что на данный момент наблюдается отсутствие интеграции между рассмотренными методами. Например, AI не учитывает результаты полиграфа, что приводит к фрагментарной оценке, онтологические модели редко применяются и еще реже интегрируются с психологическими тестами. Полиграфные же проверки обходятся достаточно дорого и недоступны для малого бизнеса.

Сравнительный анализ подходов.

В ходе исследований проведен сравнительный анализ эффективности методов оценивания кандидатов (табл. 1). Данные, приведенные в таблице 1, получены в результате комплексного анализа открытых научных публикаций, отчетов консалтинговых компаний, рынка HR-технологий, а примерная стоимость внедрения оценивалась на основе анализа усредненной стоимости услуг на рынке в 2025 году [23–28]. Естественно, в рамках проведенного анализа не оценивалась сложность методик (например, опросники MMPI, BigFive) и необходимость привлечения квалифицированных специалистов для интерпретации результатов. Хорошо известно, что качество полиграфических

Таблица 1.

Сравнительный анализ подходов

Метод	Точность, %	Ложные срабатывания, %	Стоимость внедрения, USD/канд.
Документальная проверка	60–68	22–28	8–15
Психометрическое тестирование	75–80	15–20	18–50
AI-анализ	85–90	8–12	50–100
Полиграф	81–91	12–18	70–110

исследований очень сильно зависит от эксперта, их проводящих, что конечно влияет на конечную стоимость внедрения. При проведении AI-анализа неспециалисту сложно соотнести качество применяемых моделей и результатов тестирования кандидатов, поэтому приходится учитывать среднюю стоимость на рынке услуг. Однако, было выявлено, что онтологические модели непопулярны, а стоимость их внедрения невозможно оценить, так как нет подобных предложений на рынке услуг, это ограничивает понимание их вклада в выявление неблагонадежных сотрудников.

Различные комбинации рассмотренных подходов успешно применяются организациями разных стран. Так, например, система CLEAR для госслужащих (США) объединяет проверку кредитной истории и соцсетей и снизила риски найма в госсекторе на 40% (CLEAR Program Annual Report. U.S. Department of Homeland Security). В Китае анализируют социальный рейтинг, а также параллельно проводят анализ транзакций Alipay, однако данный подход критикуется за нарушение приватности (в 2019 году более 10 тыс. чиновников добровольно признались в коррупции под давлением системы). В Германии платформа Хауп использует Federated Learning для анализа данных без их централизации, соответствия GDPR.

Заключение

Настоящее исследование посвящено решению актуальной задачи формирования системных основ для проектирования интеллектуальных систем проактивного оценивания кадровых рисков в организациях критической инфраструктуры. В работе обоснована необходимость перехода от разрозненных проверок к комплексному подходу, способному выявлять сложные инсайдерские угрозы.

Основные результаты, полученные в рамках данной статьи, заключаются в следующем:

1. Определены ключевые этико-правовые рамки, выступающие в качестве обязательного контекста для любой технологической разработки в данной области. Проанализированы дилеммы справедливости, приватности и объяснимости, а также конкретные требования законодательства, накладывающие ограничения на сбор, обработку и интерпретацию данных о кандидатах.

2. Сформулированы специфические требования кибербезопасности, возникающие вследствие создания централизованной онтологической базы знаний. Предложен набор архитектурных контрмер, основанных на принципах Security by Design и Privacy by Design, для защиты целостности, конфиденциальности и доступности самой системы оценки.
3. Проведен сравнительный анализ технологических компонентов (документальная верификация, психометрическое тестирование, AI-анализ) и доказана методологическая необходимость их глубокой семантической интеграции для перехода от реактивных к предиктивным моделям оценивания рисков.

Таким образом, практическая значимость работы состоит в создании комплексного набора требований и ограничений для архитекторов и разработчиков интеллектуальных систем проактивного оценивания кадровых рисков в организациях. Предложенный подход позволяет проектировать системы, в которых технологическая эффективность не противоречит правовым нормам, этическим принципам и фундаментальным требованиям информационной безопасности.

Направления будущих исследований. Предполагается осуществить переход от сформулированных системных требований к конкретной реализации, в фокусе которой находится разработка и верификация формальной онтологической модели, предназначенной для семантической интеграции данных и выявления рискованных сценариев поведения кандидатов. Для этого необходимо:

- ◆ осуществить классификацию подозрительных действий кандидатов на вакантные должности и типов угроз, исходящих от них;
- ◆ разработать методологию построения сценариев на основе обоснованных онтологических отношений;
- ◆ рассмотреть вопросы интеграции модели с онтологией верхнего уровня UFO для обеспечения методологической строгости.

Как видится, это позволит перейти от концептуальных основ, изложенных в статье, к созданию рабочего инструментария интеллектуальных систем поддержки принятия решений для проактивного оценивания кадровых рисков в организациях критической инфраструктуры. ■

Литература

1. Reason J. Human error. Cambridge: Cambridge University Press, 1990. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139062367>
2. Greitzer F. L., Hohimer R. E. Modeling human behavior to anticipate insider attacks // *Journal of Strategic Security*. 2011. Vol. 4. No. 2. P. 25–48. <https://doi.org/10.5038/1944-0472.4.2.2>
3. IBM. Cost of a Data Breach Report 2024. Armonk, NY: IBM Security, 2024.
4. Кибератаки на кредитно-финансовую отрасль в 2025 год: [отчет об исследовании] / ГК «Солар». Москва, 2025. [Электронный ресурс]: <https://rt-solar.ru/analytics/reports/6391/> (дата обращения: 18.09.2025).
5. Проверка кандидатов при найме: исследование hh.ru. [Электронный ресурс]: <https://hh.ru/article/301430> (дата обращения: 18.09.2025).
6. Ontology and its applications in skills matching in job recruitment / A. C. Tuan [et al.] // *Applied Ontology*. 2024. Vol. 19. No 3. <https://doi.org/10.3233/AO-240019>
7. Miranda S., Orciuoli F., Loia V., Sampson D. An ontology-based model for competence management // *Data & Knowledge Engineering*. 2017. Vol. 107. P. 51–66. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2016.12.001>
8. Wanyonyi E., Abeka S., Masinde N. A systematic review on machine learning insider threat detection models, datasets and evaluation metrics // *International Journal of Network Security Its Applications*. 2023. Vol. 15. P. 37–56. <https://doi.org/10.5121/ijnsa.2023.15603>
9. Alzaabi F. R., Mehmood A. A review of recent advances, challenges, and opportunities in malicious insider threat detection using machine learning methods // *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 30907–30927. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3369906>
10. Ontology-based recommender system: a deep learning approach / S. J. Gharibi [et al.] // *The Journal of Supercomputing*. 2024. Vol. 80. P. 12102–12122. <https://doi.org/10.1007/s11227-023-05874-0>
11. Sebubi O., Zlotnikova I., Hlomani H. Ontology-driven semantic enrichment framework for open data value creation // *Data Science Journal*. 2023. Vol. 22. Article 40. <https://doi.org/10.5334/dsj-2023-040>
12. Zheng F., Zhao C., Usman M., Poulouva P. From bias to brilliance: The impact of artificial intelligence usage on recruitment biases in China // *IEEE Transactions on Engineering Management*. 2024. Vol. 71. P. 14155–14167. <https://doi.org/10.1109/tem.2024.3442618>
13. Ильина В. А., Ильина Н. А. Онтологический подход к познанию системы ценностей юридической психологии // *Психология и право*. 2020. Т. 10. № 1. С. 143–151. [Электронный ресурс]: https://psyjournals.ru/journals/psylaw/archive/2020_n1/112944 (дата обращения 15.09.2025).
14. Котов А. А., Соколов Д. В. Построение системы управления информационной безопасностью онтологических моделей предметных областей // *Информатизация и связь*. 2021. № 3. С. 124–128. [Электронный ресурс]: <https://cyberleninka.ru/article/n/postroenie-sistemy-upravleniya-informatsionnoy-bezopasnostyu-ontologicheskikh-modeley-predmetnyh-oblastey> (дата обращения 15.09.2025).
15. Вендеревский М. А., Пилипенко А. П. Современные методы и средства информационной безопасности: учебное пособие. М: Солон-Пресс, 2019.
16. Personality assessment in personnel selection using the MMPI-2: A cross-cultural comparison / A. Zapata-Sola [et al.] // *International Journal of Clinical and Health Psychology*. 2009. Vol. 9. No. 2. P. 287–298.
17. Soto C. J., Jackson J. J. Five-factor model of personality // *Psychology*. 2013. <https://doi.org/10.1093/obo/9780199828340-0120>
18. Fazel-Zarandi M., Fox M. S. Semantic matchmaking for job recruitment: An ontology-based hybrid approach // *Proceedings of the 3rd International Workshop on Service Matchmaking and Retrieval*. 2009.
19. Proactive insider threat detection using facial and behavioral biometrics / H. Almomani [et al.] // *25th International Arab Conference on Information Technology (ACIT)*. 2024. P. 1–7. <https://doi.org/10.1109/acit62805.2024.10876972>
20. Synnott J., Dietzel D., Ioannou M. Open Access: A review of the polygraph: history, methodology and current status // *Reviewing Crime Psychology*. Routledge, 2020. P. 50–74. <https://doi.org/10.4324/9780429346927-5>
21. Review of the communications security establishment's use of the polygraph for security screening / National Security and Intelligence Review Agency. 2024. [Электронный ресурс]: <https://nsira-ossnr.gc.ca/wp-content/uploads/NSIRA-Final-Redacted-Polygraph-Review-EN.pdf> (дата обращения 15.09.2025).
22. Tracking the insider attacker: A blockchain traceability system for insider threats / T. Hu [et al.] // *Sensors*. 2020. Vol. 20. No. 18. Article 5297. <https://doi.org/10.3390/s20185297>
23. The polygraph and lie detection / Committee to Review the Scientific Evidence on the Polygraph, National Research Council. Washington: National Academies Press, 2003.
24. Schmidt F. L., Hunter J. E. The validity and utility of selection methods in personnel psychology: Practical and theoretical implications of 85 years of research findings // *Psychological Bulletin*. 1998. Vol. 124. No. 2. P. 262–274. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.124.2.262>
25. CheckPRSN: Проверка сотрудников [Электронный ресурс]: https://checkprsn.ru/check_applicant (дата обращения 15.09.2025).
26. HT-Lab: Прайс-лист услуг [Электронный ресурс]: <https://ht-lab.ru/ceny/> (дата обращения 15.09.2025).

27. Kwork: Анализ резюме с использованием AI. [Электронный ресурс]: <https://kwork.ru/script-programming/39958948/analiz-rezyume-s-ispolzovaniem-ai> (дата обращения 15.09.2025).
28. Пройти полиграф / Яндекс.Услуги. [Электронный ресурс]: [https://uslugi.yandex.ru/10174-saint-petersburg-and-leningrad-oblast/category?text= пройти+полиграф](https://uslugi.yandex.ru/10174-saint-petersburg-and-leningrad-oblast/category?text=пройти+полиграф) (дата обращения 15.09.2025).

Об авторах

Денис Николаевич Бирюков

доктор технических наук, профессор;

начальник кафедры, кафедра систем сбора и обработки информации, Федеральное государственное бюджетное военное образовательное учреждение высшего образования «Военно-космическая академия имени А. Ф. Можайского» Министерства обороны Российской Федерации, Россия, 197198, г. Санкт-Петербург, ул. Ждановская, д. 13;

E-mail: vka@mil.ru

ORCID: 0000-0003-1300-2470

Андрей Сергеевич Дудкин

кандидат технических наук, доцент;

заместитель начальника кафедры, кафедра систем сбора и обработки информации, Федеральное государственное бюджетное военное образовательное учреждение высшего образования «Военно-космическая академия имени А. Ф. Можайского» Министерства обороны Российской Федерации, Россия, 197198, г. Санкт-Петербург, ул. Ждановская, д. 13;

E-mail: vka@mil.ru

ORCID: 0000-0003-0283-9048

Александр Викторович Фролов

соискатель кафедры, кафедра систем сбора и обработки информации, Федеральное государственное бюджетное военное образовательное учреждение высшего образования «Военно-космическая академия имени А. Ф. Можайского» Министерства обороны Российской Федерации, Россия, 197198, г. Санкт-Петербург, ул. Ждановская, д. 13;

E-mail: vka@mil.ru

A comprehensive approach to building an intelligent system for proactive personnel risk assessment in critical infrastructure

Denis Nikolaevich Biryukov

E-mail: vka@mil.ru

Andrey Sergeevich Dudkin

E-mail: vka@mil.ru

Alexander Viktorovich Frolov

E-mail: vka@mil.ru

A. F. Mozhaysky Military-Space Academy, St. Petersburg, Russia

Abstract

Modern challenges in organizational security, particularly within critical infrastructure sectors (energy, transportation, finance, IT), necessitate innovative solutions to mitigate risks associated with hiring unreliable personnel. This requires a shift from conducting fragmented checks to the creation and implementation of comprehensive systems for proactive risk assessment. The urgency of developing such systems is driven by the high frequency and catastrophic consequences of insider incidents, coupled with the inability of traditional methods to detect complex, multi-stage threats originating from employees. However, building intelligent systems that semantically integrate heterogeneous data (biographical, behavioral, financial, digital) presents new systemic challenges. The aim of this article is to analyze the key methodological, ethical-legal, and architectural requirements for designing such systems. The work sequentially examines: 1) ethical and legal dilemmas (fairness, privacy, the right to explanation) and the constraints imposed by personal data legislation; 2) specific cyber threats targeting the compromise of the knowledge base and system logic, along with architectural countermeasures based on Security by Design principles; 3) a comparative analysis of the technological components of a multi-level assessment system (documentary verification, psychometric testing, AI analysis), justifying the necessity for their integration. The scientific novelty lies in a synthetic approach that forms a holistic methodology, considering not only technological efficiency but also fundamental legal constraints and information security requirements. The practical significance of the work consists in formulating systemic requirements for the design of secure, lawful, and socially responsible intelligent decision support systems for personnel security.

Keywords: proactive assessment of personnel risks, intelligent decision support systems, ontological modeling, semantic integration, psychometric testing in personnel security, AI analysis of behavioral and biographical data, ethical and legal restrictions on personal data processing, cyber resilience of personnel assessment systems

Citation: Biryukov, D. N., Dudkin, A. S., & Frolov, A. V. (2026). A comprehensive approach to building an intelligent system for proactive personnel risk assessment in critical infrastructure *Business Informatics*, 20(1), 29–40. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.1.29.40>

References

1. Reason, J. (1990). *Human error*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/cbo9781139062367>
2. Greitzer, F. L., & Hohimer, R. E. (2011). Modeling human behavior to anticipate insider attacks. *Journal of Strategic Security*, 4(2), 25–48. <https://doi.org/10.5038/1944-0472.4.2.2>
3. IBM. (2024). *Cost of a Data Breach Report 2024*. Armonk, NY: IBM Security.
4. Solar Group. (2025). *Cyber-attacks on the credit and financial industry in 2025*. <https://rt-solar.ru/analytics/reports/6391/>
5. hh.ru. (2025). *Screening candidates for hiring: Research*. <https://hh.ru/article/301430>
6. Tuan, A. C., Dang, M. T., Do, H. N., Solanki, V. K., Torres, J., Gonzalez Crespo, R., & Nguyen, T. N. A. (2024). Ontology and its applications in skills matching in job recruitment. *Applied Ontology*, 19(3), 287–306. <https://doi.org/10.3233/ao-240019>
7. Miranda, S., Orciuoli, F., Loia, V., & Sampson, D. (2017). An ontology-based model for competence management. *Data & Knowledge Engineering*, 107, 51–66. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2016.12.001>
8. Wanyonyi, E. N., Abeka, S., & Masinde, N. (2023). A systematic review on machine learning insider threat detection models, datasets and evaluation metrics. *International Journal of Network Security & Its Applications*, 15(6), 37–56. <https://doi.org/10.5121/ijnsa.2023.15603>
9. Alzaabi, F. R., & Mehmood, A. (2024). A review of recent advances, challenges, and opportunities in malicious insider threat detection using machine learning methods. *IEEE Access*, 12, 30907–30927. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3369906>
10. Gharibi, S. J., BagheriFard, K., Parvin, H., Nejatian, S., & Yaghoubyan, S. H. (2024). Ontology-based recommender system: a deep learning approach. *The Journal of Supercomputing*, 80(9), 12102–12122. <https://doi.org/10.1007/s11227-023-05874-0>
11. Sebubi, O., Zlotnikova, I., & Hlomani, H. (2023). Ontology-driven semantic enrichment framework for open data value creation. *Data Science Journal*, 22(1), 40. <https://doi.org/10.5334/dsj-2023-040>

12. Zheng, F., Zhao, C., Usman, M., & Poulouva, P. (2024). From bias to brilliance: The impact of artificial intelligence usage on recruitment biases in China. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 71, 14155–14167. <https://doi.org/10.1109/tem.2024.3442618>
13. Ilyina, V. A., & Ilyina, N. A. (2020). Ontologicheskii podkhod k poznaniyu sistemy tsennostey yuridicheskoy psikhologii [An ontological approach to understanding the value system of legal psychology]. *Psikhologiya i pravo [Psychology and Law]*, 10(1), 143–151 (in Russian). https://psyjournals.ru/journals/psylaw/archive/2020_n1/112944
14. Kotov, A. A., & Sokolov, D. V. (2021). Postroenie sistemy upravleniya informatsionnoy bezopasnost'yu ontologicheskikh modeley predmetnykh oblastey [Building an Information Security Management System for Ontological Models of Subject Domains]. *Informatizatsiya i svyaz' [Informatization and Communication]*, 3, 124–128 (in Russian). <https://cyberleninka.ru/article/n/postroenie-sistemy-upravleniya-informatsionnoy-bezopasnostyu-ontologicheskikh-modeley-predmetnykh-oblastey>
15. Venderevsky, M. A., & Pilipenko, A. P. (2019). *Sovremennyye metody i sredstva informatsionnoy bezopasnosti: uchebnoye posobiye [Modern methods and means of information security: A textbook]*. Moscow: Solon-Press (in Russian).
16. Zapata, A., Kreuch, T., Landers, R., Hoyt, T., & Butcher, J. (2009). Personality assessment in personnel selection using the MMPI-2: A cross-cultural comparison. *International Journal of Clinical and Health Psychology*, 9, 287–298.
17. Soto, C. J., & Jackson, J. J. (2013). Five-factor model of personality. *Psychology*. <https://doi.org/10.1093/obo/9780199828340-0120>
18. Fazel-Zarandi M., & Fox M. S. (2009). Semantic matchmaking for job recruitment: An ontology-based hybrid approach. Proceedings of the *3rd International Workshop on Service Matchmaking and Retrieval*. Washington, D.C.
19. Almomani, H., Alsarhan, A., AlJamal, M., Aljaidi, M., Alsarhan, T., Khassawneh, B., Samara, G., Singla, M. K., & BaniMustafa, A. (2024). Proactive insider threat detection using facial and behavioral biometrics. *25th International Arab Conference on Information Technology (ACIT)*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/acit62805.2024.10876972>
20. Synnott, J., Dietzel, D., & Ioannou, M. (2020). Open Access: A review of the polygraph: history, methodology and current status. *Reviewing Crime Psychology*, 50–74. <https://doi.org/10.4324/9780429346927-5>
21. National Security and Intelligence Review Agency (2024). *Review of the communications security establishment's use of the polygraph for security screening*. <https://nsira-ossnr.gc.ca/wp-content/uploads/NSIRA-Final-Redacted-Polygraph-Review-EN.pdf>
22. Hu, T., Xin, B., Liu, X., Chen, T., Ding, K., & Zhang, X. (2020). Tracking the insider attacker: A blockchain traceability system for insider threats. *Sensors*, 20(18), 5297. <https://doi.org/10.3390/s20185297>
23. Committee to Review the Scientific Evidence on the Polygraph, National Research Council (2003). *The polygraph and lie detection*. Washington: National Academies Press.
24. Schmidt, F. L., & Hunter, J. E. (1998). The validity and utility of selection methods in personnel psychology: Practical and theoretical implications of 85 years of research findings. *Psychological Bulletin*, 124(2), 262–274. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.124.2.262>
25. HT-Lab (2025). *Price list of services* (in Russian). <https://ht-lab.ru/ceny/>
27. Kwork (2025). *Resume analysis using AI* (in Russian). <https://kwork.ru/script-programming/39958948/analiz-rezyume-s-ispolzovaniem-ai>
28. Yandex.Uslugi (2025). *Services: undergo a polygraph* (in Russian). [https://uslugi.yandex.ru/10174-saint-petersburg-and-leningrad-oblast/category?text= пройти+полиграф](https://uslugi.yandex.ru/10174-saint-petersburg-and-leningrad-oblast/category?text=пройти+полиграф)

About the authors

Denis Nikolaevich Biryukov

Doctor of Sciences (Technology), Professor;

Head of Department, Department of Information Collection and Processing Systems, A.F. Mozhaysky Military-Space Academy, 13 Zhdanovskaya St., St. Petersburg 197198, Russia;

E-mail: vka@mil.ru

ORCID: 0000-0003-1300-2470

Andrey Sergeevich Dudkin

Candidate of Sciences (Technology), Associate Professor;

Deputy Head of Department, Department of Information Collection and Processing Systems, A.F. Mozhaysky Military-Space Academy, 13 Zhdanovskaya St., St. Petersburg 197198, Russia;

E-mail: vka@mil.ru

ORCID: 0000-0003-0283-9048

Alexander Viktorovich Frolov

Applicant for Department, Department of Information Collection and Processing Systems, A.F. Mozhaysky Military-Space Academy, 13 Zhdanovskaya St., St. Petersburg 197198, Russia;

E-mail: vka@mil.ru

DOI: 10.17323/2587-814X.2026.1.41.53

Управление эффективностью предприятий на основе технологии цифровых двойников в индустрии пятого поколения

Юрий Филиппович Тельнов^a 

E-mail: Telnov.YUF@rea.ru

Татьяна Константиновна Кравченко^b 

E-mail: tkravchenko@hse.ru

^a Российский экономический университет им. Г. В. Плеханова, Москва, Россия

^b Высшая школа бизнеса, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва, Россия

Аннотация

В условиях возрастающей потребности в повышении эффективности управления предприятиями, поддерживающими реализацию принципов цифровой трансформации на основе концепции индустрии пятого поколения, возрастает актуальность выполнения исследований по разработке соответствующих систем в части обеспечения непрерывного целенаправленного и устойчивого развития, клиентоцентричности и социальной направленности производства. В качестве эффективных средств построения систем управления эффективностью предприятий выступает технология цифровых двойников и ее многоагентная реализация. Вместе с тем, недостаточность научных исследований в этой области обуславливает цель статьи, заключающейся в развитии продуктивно-ресурсного подхода к управлению эффективностью предприятия на основе цифровых двойников в индустрии пятого поколения. Отличительной особенностью подхода, предлагаемого авторами, является использование динамической технологии управления эффективностью предприятий на основе цифровых двойников, которая обеспечивает интеграцию бизнес-процессов и используемых ресурсов на уровне не только одного предприятия, но и на уровне сетевых цепочек создания стоимости на базе общей цифровой платформы бизнес-экосистемы. В работе проведен анализ подходов к интеллектуализации управления предприятиями, на основе которого сформулированы требования к системе управления эффективностью предприятий, обеспечивающей решение взаимосвязанных задач

целенаправленного развития предприятий, формирования гибких цепочек создания стоимости, рационального и устойчивого использования ресурсов предприятия. Проанализированы возможности и недостатки процесса управления эффективностью в системах класса ЕРМ. Обосновано применение технологии цифровых двойников и ее многоагентной реализации для построения системы управления эффективностью предприятий в условиях массовой кастомизации и сетевого характера цепочек создания стоимости в индустрии пятого поколения. Разработан процесс управления эффективностью предприятий на всех стадиях жизненного цикла на основе технологии цифровых двойников продуктов и ресурсов, динамически обеспечивающий целенаправленность, адаптивность и устойчивость функционирования и развития предприятия.

Ключевые слова: индустрия пятого поколения, целенаправленность, адаптивность, устойчивость, управление эффективностью предприятия, цифровой двойник продукта, цифровой двойник ресурса

Цитирование: Тельнов Ю. Ф., Кравченко Т. К. Управление эффективностью предприятий на основе технологии цифровых двойников в индустрии пятого поколения // Бизнес-информатика. 2026. Т. 20. № 1. С. 41–53. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.1.41.53>

Введение

Основным целям цифровой трансформации предприятий относят рост производительности труда, повышение качества выпускаемой продукции и оказываемых услуг, массовую кастомизацию производства, гибкость и адаптивность производственных и бизнес-процессов за счет широкого применения технологий применения цифровых платформ и цифровых двойников [1–3]. Полная автоматизация производства очень часто ведет к отрицательным социальным последствиям: росту безработицы, снижению творческого начала в труде, нарушениям защищенности производственных систем от непреднамеренных и злонамеренных действий, перепроизводству продукции с нарушениями экологии, избыточным потреблением дорогостоящих ресурсов: материальных, энергетических, финансовых, что в общем плане ведет к неустойчивому развитию экономики.

В процессе цифровой трансформации на основе принципов индустрии 4-го поколения получают развитие новые формы организации корпоративных связей предприятий в рамках создания бизнес-экосистем, формирования на основе интегрированных программно-технических платформ

цифровых и сетевых предприятий [4–6]. Базой для создания таких предприятий являются новые цифровые технологии такие, как промышленный интернет, облачные технологии, обработка больших объемов данных, машинное обучение, многоагентные системы, генеративный искусственный интеллект и др. Концепция индустрии четвертого поколения позволяет строить гибкие цифровые и сетевые предприятия, динамически обучающиеся при построении цепочек создания стоимости на больших объемах данных для удовлетворения конкретных запросов потребителей.

В части работ, отражающих возможности построения многоагентных систем, позволяющих оптимизировать использование ресурсов в динамических бизнес-процессах на основе имитационного моделирования, следует отметить [7–9], в которых представлены эффективные методы динамической поддержки принятия оперативных управленческих решений. В [10] предлагается подход к формированию различных сценариев стратегического развития социально-экономических систем с использованием эволюционного оптимизационного алгоритма на основе имитационного моделирования. Вместе с тем, оперативный и стратегический

контуры управления в указанных работах рассматриваются раздельно.

В современных условиях развития цифровых предприятий требуется более оперативное обновление стратегии на основе необходимости непрерывного изменения бизнес-процессов и обратного динамического влияния изменения стратегии на оперативные бизнес-процессы. Кроме того, требования массовой кастомизации, когда потребитель интерактивно участвует в разработке и настройке продуктов для своих собственных нужд [11], усложняют решение задач согласования целей между участниками совместной экономической деятельности. Возникающие проблемы цифровой трансформации предприятий на принципах индустрии 4-го поколения обуславливают необходимость дальнейшей интеллектуализации процессов управления предприятиями, обеспечивающих их целенаправленное, адаптивное и устойчивое развитие.

Перечисленные выше принципы развития предприятий в последние годы отражаются в концепции индустрии 5-го поколения [12, 13], в которой производство становится человеко-центричным не только с точки зрения потребителей продукции и услуг, но также и с точки зрения самих производителей, то есть работников предприятий, для которых повышается их роль в принятии решений на различных уровнях управления даже в роботизированном производстве. Вместе с тем производство требует обеспечения большей безопасности и устойчивости с точки зрения потребления необходимых ресурсов. Предприятия индустрии 5-го поколения приобретают самоорганизующую форму функционирования в соответствии с обновляемыми на динамической основе целями, которые определяются не только потребностями в изменениях рыночной ситуации, но также устанавливаются с учетом социальных потребностей общества в самом широком контексте.

Параллельно с концепцией индустрии четвертого и пятого поколения в мире развивается концепция создания смарт предприятий (умных или интеллектуальных предприятий) [14–16]. В концепции смарт предприятий основными принципами являются достижение устойчивого развития, повышающее доверие между участниками предприятия, проведение исследований инвестиций путем моделирования поведения рынка, переосмысление стратегии и бизнес-моделей, гибкое планирование бюджета, непрерывный монито-

ринг бизнес-процессов, получение обратной связи на всех уровнях управления путем измерения бизнес-результатов, углубленное понимание процессов и взаимозависимости между ними. В данной концепции в полной мере реализуется подход к созданию самообучающихся интеллектуальных предприятий на новой технологической основе.

В работе [17] развиваются принципы интеллектуального, самоконфигурируемого производства, которые отражают идею непрерывного цикла целеполагания, конфигурации и реконфигурации цепочек создания стоимости, мониторинга и контроллинга исполнения бизнес-процессов с целью обеспечения устойчивого развития на основе применения технологий нейросетевого моделирования, обработки больших объемов данных, многоагентных систем. Такая постановка проблемы очень близка к сложившемуся подходу к непрерывному инжинирингу и цифровой трансформации предприятий, изложенному в [18]. При этом под устойчивостью предприятия будем понимать предприятие, способное «... найти оптимальное соотношение между всеми ее элементами, установить связи между ними, которые позволяют максимально долго поддерживать жизненно важные параметры на заданном уровне, эффективно противодействуя возмущающему воздействию внешней среды» [19]. С точки зрения устойчивости важно обеспечить сбалансированность всех ресурсов для достижения целевых показателей эффективности и результативности, а также их соответствие необходимым нормам использования с позиции удовлетворения потребностей внешней среды.

Для реализации принципов интеллектуализации производственных и бизнес-процессов в индустрии пятого поколения в статье рассматривается построение системы управления эффективностью предприятий, которая обеспечивала бы решение следующих взаимосвязанных задач:

- ◆ целенаправленное развитие предприятий, направленное на гибкое и динамическое формирование целей и планов в соответствии с оперативно изменяющейся окружающей средой и социальными потребностями;
- ◆ формирование гибких цепочек создания стоимости, обеспечивающих динамичную реализацию рыночных потребностей в соответствии со стратегическими и оперативными целями предприятия;

- ◆ устойчивое и сбалансированное использование ресурсов предприятия в производственных и бизнес-процессах, направленное на безопасное, экологичное и социально-оправданное применение.

Построение такой системы управления эффективностью в статье предлагается осуществить на основе развития продуктивно-ресурсного подхода к организации цифровых двойников с использованием многоагентной технологии, позволяющей динамически осуществлять мониторинг стратегических целей посредством измерения показателей эффективности процессов, накапливать большие объемы данных и проводить своевременную актуализацию стратегии. Реализация предлагаемого подхода потребует создания нового поколения цифровых платформ на основе принципов индустрии пятого поколения.

1. Анализ традиционного подхода к управлению эффективностью предприятия в системе ЕРМ

В современных условиях основными целями развития предприятий являются проведение непрерывных инноваций, обеспечение устойчивости развития, экологичности производства, гибкости, экономичности, повышения качества, скорости и адаптивности производственных и бизнес-процессов, которые определяют вектор развития целенаправленных компаний. При этом целенаправленность компаний реализуется на стратегическом и операционном уровнях.

- ◆ На стратегическом уровне рассматриваются цели бизнеса по всем направлениям деятельности и особенно выделяются перспективные, возможно новые виды деятельности, с учетом происходящих изменений во внешней среде и состояния компетенций и потенциала компании на текущий момент времени.
- ◆ На операционном (продуктовом) уровне для отдельных видов деятельности, на котором определяются возможности организации производственных и бизнес-процессов с учетом реализации интересов всех заинтересованных сторон: потребителей, инвесторов, менеджмента, персонала, внешних организаций.

На стратегическом уровне цели бизнеса обычно организуются в виде различных типов систем

сбалансированных показателей (BSC) или стратегических карт [20]. Классически цели видов основной деятельности отражаются на третьем уровне (уровень внутренних бизнес-процессов). Виды деятельности в современных условиях клиентоцентричности и динамичности реализации трактуются как сервисы организации, предоставляемые различным категориям потребителей [21]. С другой стороны, декларация возможностей реализации сервисов отражаются в концепциях компетенций и способностей организаций [22].

Для измерения достижимости целей используется инструментарий ключевых индикаторов (показателей) эффективности (KPI). Для выбора набора целей и KPI в соответствии с выбранной стратегией обычно используются библиотеки (репозитории), содержащие описания и шаблоны вычисления показателей [23]. В последующем данные показатели отражаются в специализированных информационно-аналитических системах, оснащенных инструментарием анализа эффективности бизнес-процессов (Enterprise Performance Management, ЕРМ) [24–26] и извлечения знаний из собираемых данных в мониторинге процессов (Process Mining) [27].

Для целенаправленности развития предприятий очень важно обеспечить взаимодействие целей организации на стратегическом уровне и ключевых индикаторов эффективности на операционном уровне. Процесс соотнесения целей с операциями, обеспечивающими их выполнение, называется операционализацией целей [21]. Чтобы перейти от стратегических целей к операционным целям обычно используют диаграммы окружения целей [28]. Такое взаимодействие осуществляется в результате последовательной детализации стратегических целей в виде наборов мероприятий для их достижения. Для мероприятий в свою очередь определяются исполняющие их бизнес-процессы и ключевые индикаторы эффективности, которые измеряют результаты выполнения процессов. Пример диаграммы окружения цели представлен на *рисунке 1*. В системах управления эффективностью предприятий [25] осуществляется мониторинг ключевых индикаторов эффективности, на основе которого проводится анализ достижения целей и возможное последующее изменение как нормативных значений KPI, так и изменение самих целей на уровне BSC.



Рис. 1. Диаграмма окружения цели.

Процесс управления эффективностью бизнеса в системе ЕРМ представлен на *рисунке 2*.

Рассмотрим процесс управления эффективностью бизнеса в системе ЕРМ более подробно. На основе стратегии предприятия и внешних источников информации о конкурентной среде строится сбалансированная система показателей и диаграммы окружения целей.

Разработка бизнес-процессов на основе BSC и диаграмм окружения целей, как правило, осуществляется в нотации BPMN и реализуется с помощью Low-Code инструментальных средств. В системе ЕРМ выполняется привязка программных модулей, выполняющих сбор данных об исполнении ключевых индикаторов эффективности, к программным компонентам, реализующим операции бизнес-процесса, и устанавливаются плановые показатели эффективности выполнения процессов (KPI).

При выполнении операций бизнес-процесса осуществляется сбор метрик эффективности (KPI), которые помещаются в базу данных мониторинга исполнения бизнес-процессов.

В результате сбора информации оперативно выполняется аналитика эффективности исполнения операций специальным модулем ЕРМ, реализующим методы извлечения знаний из процессов (Process Mining). При этом проводится анализ как отдельных показателей, так и их интеграция путем свертки и последующая оценка.

На основе полученных данных проводится анализ как текущей ситуации, так и делается прогноз с помощью методов машинного обучения для необходимых изменений тактических плановых показателей на уровне бизнес-процессов и стратегических целей на уровне всего предприятия.

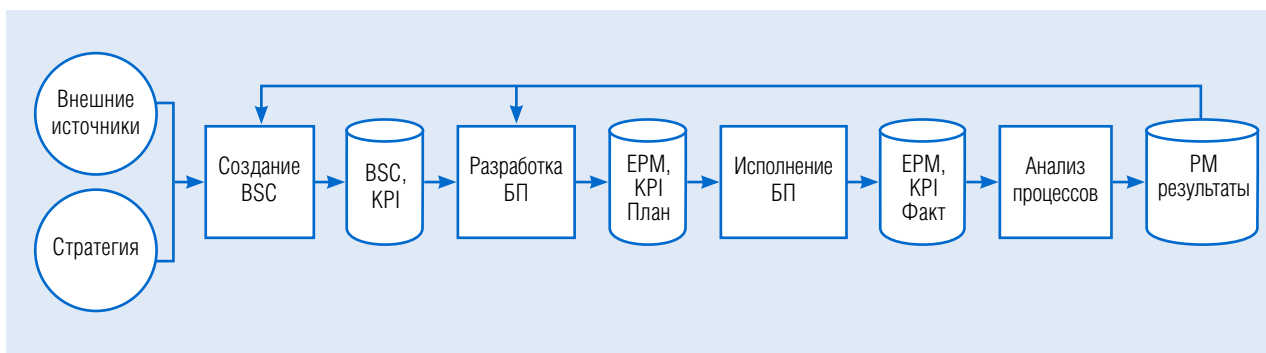


Рис. 2. Процесс управления эффективностью предприятия в системе ЕРМ.

Описанный процесс управления эффективностью предприятия в системе ЕРМ успешно применяется в традиционном бизнесе, для которого характерна относительная регулярность операционных процессов, и главным является мониторинг ключевых показателей эффективности, регулирующих достижение целей, а формирование стратегических целей осуществляется скорее для новых бизнес-процессов, которые в дальнейшем реализуются на регулярной основе. Структура же самих бизнес-процессов и их участников является относительно стабильной.

Для индустрии четвертого поколения и ее развития в пятом поколении характерным является большая изменчивость бизнес и производственных процессов в рамках массовой кастомизации продукции и оказываемых услуг, которые осуществляются в бизнес-экосистемах на основе цифровых платформ. В работах [18, 32] были разработаны принципы и модели создания сетевых предприятий под изменчивые бизнес-цели, обеспечивающие динамическую конфигурацию бизнес и производственных процессов на основе технологии цифровых двойников и реализующих их административных оболочек активов. Для таких предприятий требуется совершенствование методов управления эффективностью предприятий с учетом реализации требований динамического обеспечения целенаправленности, адаптивности и устойчивости функционирования предприятия.

2. Управление эффективностью предприятий на основе технологии цифровых двойников

В современном массово-кастомизированном производстве для каждого продукта или проекта, связанного с продуктом, может строиться оригинальная конфигурация процесса, в котором в каждый момент времени участвуют различные исполнители, выбираемые на цифровой платформе. Принятие решений о развитии продуктовых линеек, переходе к производству новых продуктов и модернизации существующих, индивидуализации настройки продуктов на потребности конкретных заказчиков обуславливают необходимость управления на операционном уровне не только процессами, но и продуктами. Динамическое управление продуктами предполагает и динамическую конфигурацию бизнес-процессов под изменяющиеся биз-

нес-цели, требующую подбора наилучших ресурсов при определенных ограничениях на их использование и соблюдение требований устойчивости, причем в сетевой среде на единой цифровой платформе бизнес-экосистемы.

Специфика индустрии пятого поколения вызывает необходимость ускорения продуктовых инноваций (обновляемость номенклатуры, технологий, массовая кастомизация), с одной стороны, и обеспечения устойчивости использования всех ресурсов в процессах, с другой стороны. С этой точки зрения, цели процессного уровня должны отражать цели клиентоориентированности, гибкости и адаптивности бизнес и производственных процессов, а на последнем уровне стратегической карты, связанном с использованием ресурсов и технологий, должны отражаться цели устойчивости. В этой связи возрастает значение развития продуктово-ресурсного подхода к повышению эффективности управления предприятиями в условиях цифровой экономики.

В продуктово-ресурсном подходе очень важна инновационная стадия разработки качества продукта, на которой формируется набор функциональных и нефункциональных требований к продукту, являющийся основанием для проектирования продукции и услуг и спецификации последующих соглашений об уровне обслуживания (Service Level Agreement, SLA) с будущими партнерами по бизнесу. Эти требования конкретизируют ключевые индикаторы эффективности процессов относительно конкретных параметров производимых продуктов и используемых ресурсов. Формирование требований базируется на анализе внешнего рынка продукции и технологий и реализуется с помощью метода развертывания качества QFD и метода анализа видов, последствий и причин потенциальных несоответствий FMEA [29–31].

Анализ реализации требований к производству продуктов и использованию ресурсов с позиции достижений операционных целей в индустрии четвертого и пятого поколений непосредственно в традиционной системе класса ЕРМ практически невозможно реализовать в силу большого числа качественных и количественных характеристик и их динамических изменений от одного типа продукта к другому. В этой связи целесообразно разработать динамическую технологию управления эффективностью предприятий на основе цифровых двойников.

Цифровые двойники в соответствии с архитектурным фреймворком RAMI [2] являются информационными моделями, отражающими в каждый момент времени состояние как производимых продуктов, так и используемых ресурсов (оборудования, производственных линий, целых предприятий). Причем, формирование и использование информации о продукте по стадиям его жизненного цикла осуществляется в процессе взаимодействия цифрового двойника продукта с цифровыми двойниками ресурсов на основе многоагентной технологии [18]. Для цифрового двойника в форме интеллектуального агента предлагается типовой набор компонентов, который позволяет автоматизировать обработку различных ситуаций в процессе принятия решений о реагировании на события как во внешнем мире, так и при согласовании взаимодействия с другими агентами (рис. 3).

Рассмотрим основные компоненты интеллектуального агента, реализующие функции обработки ситуации:

- ◆ Наблюдатель – собирает данные о поведении реальных объектов, отображаемых в цифровом двойнике, интерпретирует полученные данные и вводит их в различные подмодели цифрового двойника.
- ◆ Анализатор – выявляет возможные отклонения от нормативных значений ключевых индикаторов эффективности KPI и соглашений об уровне обслуживания SLA.
- ◆ Решатель – принимает решения о необходимости изменения состояний реальных объектов и

инициирует взаимодействие (переговоры) с другими интеллектуальными агентами, принимает решения по результатам переговоров.

- ◆ Организатор – осуществляет информационный обмен с другими интеллектуальными агентами, посылая запросы и получая ответы.
- ◆ Документатор – фиксирует принимаемые решения и обновляет ключевые индикаторы эффективности и показатели SLA.

В соответствии с представленной архитектурой интеллектуального агента, реализующего функции цифрового двойника, принципиальная схема процесса управления эффективностью предприятия (производства продукта) реализуется в виде технологической схемы, показанной на рисунке 4. Рассмотрим эту схему более подробно.

Процесс разработки концепции нового продукта в виде набора требований должен соответствовать целевым установкам, которые заложены в стратегии предприятия, отраженной в сбалансированной системе показателей. При этом создается цифровой двойник продукта (ЦДП), в который переносятся ключевые индикаторы эффективности из диаграмм окружения целей BSC, например, точность соответствия заказа первоначально сформулированным требованиям, степень соответствия ресурсов заказу, скорость исполнения заказов и т.д. Из ЦДП с использованием онтологии предметной области запускаются сервисы анализа рынка аналогичных продуктов, материалов, технологий, конкурентов и поставщиков и отбора перспективных потребительских характеристик будущего продукта. В результате формируются функциональные и

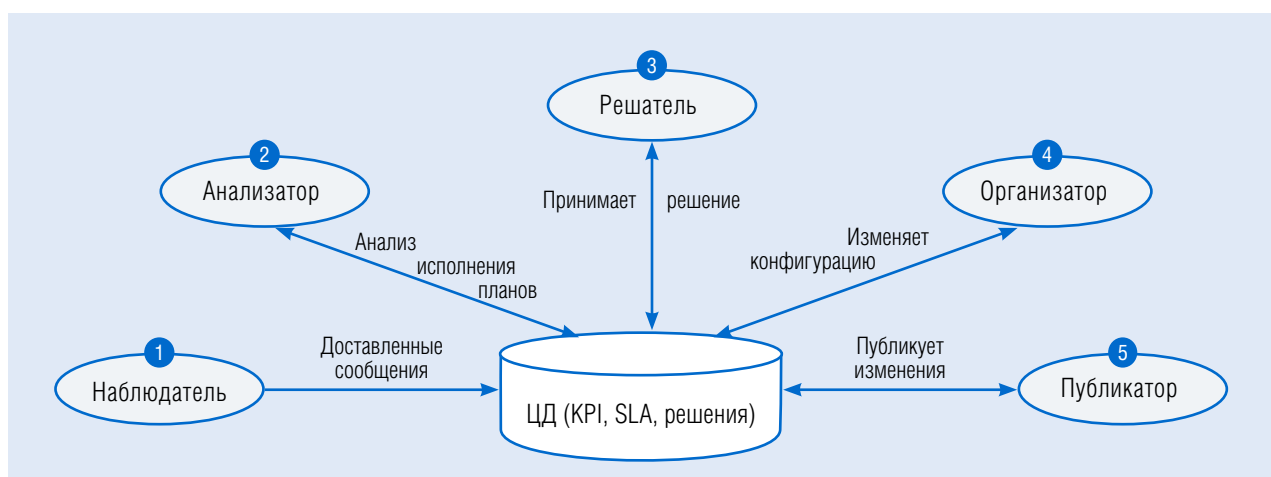


Рис 3. Архитектура интеллектуального агента (построено на основе [17]).

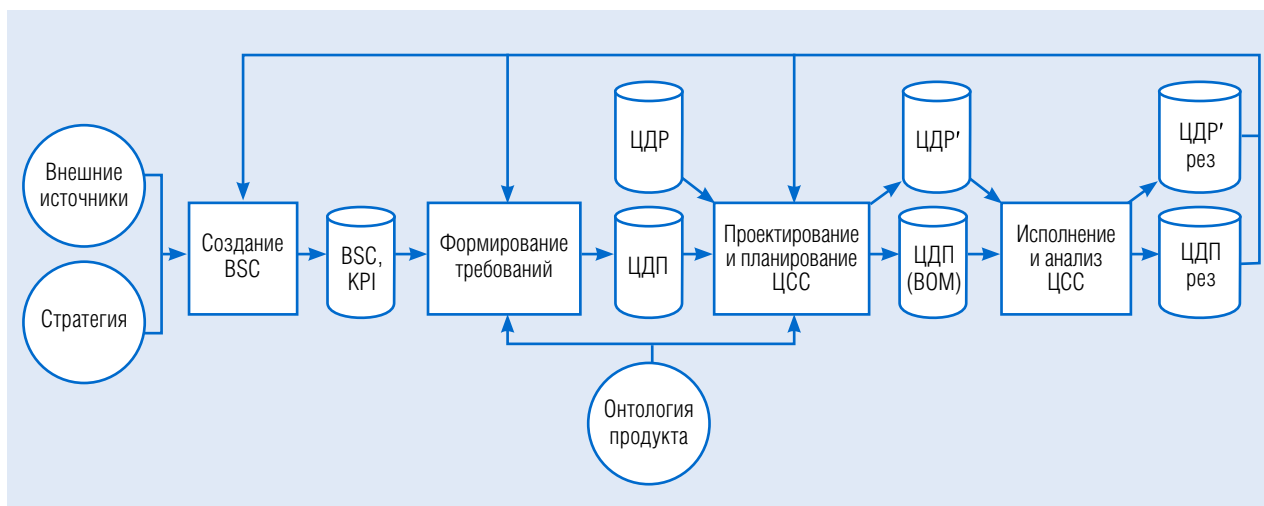


Рис. 4. Процесс управления эффективностью производства продукта на основе технологии цифровых двойников.

нефункциональные требования, которые заносятся в соответствующую подмодель цифрового двойника продукта.

В процессе проектирования изделия из цифрового двойника продукта запускается сервис формирования конструкции изделия и цепочки создания стоимости (ЦСС) с отбором для ее реализации конкретных партнеров по бизнесу. В результате проектирования в цифровом двойнике продукта в подсистеме конструкции изделия отображаются описание его структуры (Bill of Materials, BOM) и структуры технологического процесса.

В процессе проектирования участвуют цифровые двойники ресурсов (ЦДР), в которых отражаются профили способностей по выполнению различных операций. Цифровые двойники ресурсов создаются как на уровне предприятий, входящих в общую бизнес-экосистему на единой цифровой платформе, так и на уровне конкретного оборудования, реализующего операции. В результате отбора и согласования ресурсов в процессе проектирования в цифровых двойниках ресурсов фиксируется участие в конкретной цепочке создания стоимости для последующей реализации инновационного проекта. Далее при планировании формируются количественные и качественные характеристики плана производства продукта, который конкретизируется в виде соглашений об уровне обслуживания с предприятиями субподрядчиками и заносится как в цифровой двойник продукта, так и в цифровые двойники ресурсов.

Производственный процесс запускается из цифрового двойника продукта по плану, содержащемуся в этом двойнике, и разворачивается в соответствии с спроектированной цепочкой создания стоимости в последовательность операций. В процессе производства (исполнения цепочек создания стоимости) осуществляется накопление статистики в цифровых двойниках продуктов и ресурсов о ходе выполнения работ, которая, как было отмечено в предыдущем разделе, используется как для оперативного реагирования на изменения, так и для анализа целей в краткосрочном и долгосрочном масштабе времени.

Анализ эффективности использования отдельных ресурсов осуществляется путем запуска аналитических и прогнозных сервисов в цифровых двойниках ресурсов, а анализ эффективности сквозных процессов путем запуска соответствующих сервисов из цифровых двойников продуктов. В результате анализа может произойти пересмотр параметров требований и ключевых индикаторов эффективности, связанных с выпуском продукции и оказанием услуг, а также возможное изменение и стратегических целей предприятия.

В процессе выполнения основных процессов могут запускаться мониторинговые операции анализа не только их операционной эффективности, но также и анализа сопутствующих обеспечивающих процессов: расход электроэнергии, материалов, выполнения мероприятий по защите окружающей среды, защите информации и т.д. Для этого

в цифровых двойниках ресурсов необходимо задать подмодель нормативных атрибутов использования ресурсов с точки зрения соблюдения условий устойчивости функционирования. Анализ операционной эффективности использования ресурсов дает основание для прогнозирования устойчивости как основных, так и обеспечивающих бизнес и производственных процессов.

По сравнению с подходом к управлению эффективностью бизнес-процессов в системе ЕРМ, данный подход на основе цифровых двойников обладает целым рядом преимуществ:

1. Обеспечение анализа эффективности предприятий с помощью цифровых двойников как системы в целом, так и для отдельных продуктов и ресурсов.
2. Повышение оперативности и адаптивности цепочек создания стоимости под изменяющиеся рыночные цели.
3. Обеспечение интегрированности бизнес-процессов и используемых ресурсов на уровне не только одного предприятия, но и на уровне сетевых цепочек создания стоимости, формируемых на основе общей цифровой платформы бизнес-экосистемы.
4. Обеспечение анализа и управления устойчивостью использования ресурсов в различных производственных и бизнес-процессах.

Заключение

Цифровая трансформация предприятий на основе концепции индустрии пятого поколения предполагает массовую кастомизацию производства, повышение творческой роли работников, социальную направленность экономической деятельности предприятий и обуславливает необходимость при-

менения технологий искусственного интеллекта в оптимизации бизнес-процессов и использования в них ресурсов. В результате проведенного исследования можно сделать вывод, что для решения проблемы повышения эффективности управления предприятиями необходимо создание системы на основе технологии цифровых двойников, которая должна обеспечивать непрерывное целенаправленное и устойчивое развития, клиентоцентричность и социальную направленность производства.

Анализ традиционных систем управления эффективностью предприятий показал ограниченность их применения для динамических условий функционирования предприятий, обуславливающих потребность своевременных изменений стратегических и оперативных целей предприятий в соответствии с изменяющимися продуктовыми потребностями с учетом требований устойчивости использования ресурсов.

Разработанный в работе процесс управления эффективностью предприятий на основе применения технологии цифровых двойников продуктов и ресурсов на всех стадиях жизненного цикла позволяет оперативно отражать состояние всех связанных процессов, проводить мониторинг исполнения требований и ключевых индикаторов эффективности, прогнозировать развитие ситуаций с использованием методов и средств машинного обучения и формулировать предложения по коррекции целей на оперативном и стратегическом уровнях.

Применение разработанной динамической технологии управления эффективностью предприятий позволит в полной мере реализовать принципы индустрии пятого поколения в цифровой трансформации предприятий и повысить эффективность управления предприятиями на всех этапах жизненного цикла. ■

Литература

1. Шерр А.-В. Индустрия 4.0: от прорывной бизнес-модели к автоматизации бизнес-процессов. М.: Издательский дом «Дело», 2020.
2. Industrie 4.0. Reference Architectural Model Industrie 4.0 (RAMI4.0) – An Introduction // Federal Ministry for Economic Affairs and Energy of the Federal Republic of Germany. 2018. [Электронный ресурс]: <https://www.plattform-i40.de/PI40/Redaktion/EN/Downloads/Publikation/rami40-an-introduction.html> (дата обращения: 05.12.2025).
3. Многоуровневая структура фабрики будущего // Ассоциация Технет. [Электронный ресурс]: <https://technet-nti.ru/article/fabriki-buducshego> (дата обращения: 05.12.2025).
4. Управление бизнес-экосистемами: учебник / под общ. ред. К. Х. Абдурахманова. М.: ФГБОУ ВО «РЭУ им. Г. В. Плеханова», 2024.
5. Тельнов Ю. Ф., Брызгалов А. А., Козырев П. А., Королева Д. С. Выбор типа бизнес-модели для реализации стратегии цифровой трансформации сетевого предприятия // Бизнес-информатика. 2022. № 4. С. 50–67. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2022.4.50.67>

6. Тельнов Ю. Ф., Казаков В. А., Данилов А. В., Денисов А. А. Требования к программной реализации системы Индустрии 4.0 для создания сетевых предприятий // Программные продукты и системы. 2022. Т. 35. № 4. С. 561–566. <https://doi.org/10.15827/0236-235X.140.557-571>
7. Макаров В. Л., Бахтизин А. Р., Бекларян Г. Л., Акопов А. С. Цифровой завод: методы дискретно-событийного моделирования и оптимизации производственных характеристик // Бизнес-информатика. 2021. Т. 15. № 2. С. 7–20. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2021.2.7.20>
8. Keshvarinia M., MacKenzie C. A., Zhao Z. A simulation-based digital twin model for data-driven decision optimization // Decision Analytics Journal. 2025. Vol. 17. Article 100646. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100646>
9. Макаров В.Л., Бахтизин А.Р., Бекларян Г.Л., Акопов А.С. Разработка программной платформы для крупномасштабного агент-ориентированного моделирования сложных социальных систем // Программная инженерия. 2019. Т. 10. № 4. С. 167–177.
10. Бекларян Г. Л. Агентное моделирование и оптимизация характеристик научно-производственных кластеров // Бизнес-информатика. 2024. Т. 18. № 1. С. 36–51. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2024.1.36.51>
11. Розанова Н. М. Индустрия 5.0: Золотой век или прыжок в темноту? // Вестник Института экономики Российской академии наук. 2023. № 6. С. 61–77. https://doi.org/10.52180/2073-6487_2023_6_61_77
12. Soldatos J., Ipektsidis B., Kefalakis N., Despotopoulou A.-M. Reference architecture for AI-based Industry 5.0 applications // Artificial Intelligence in Manufacturing. Enabling Intelligent, Flexible and Cost-Effective Production Through AI. Springer, 2024. P. 3–26.
13. Nahavandi S. Industry 5.0—A Human-Centric Solution // Sustainability. 2019. Vol. 11. Article 4371. <https://doi.org/10.3390/su11164371>
14. Kusiak A. Smart manufacturing must embrace big data // Nature. 2017. Vol. 544. P. 23–25. <https://doi.org/10.1038/544023a>
15. Moghaddam M., Cadavid M. N., Kenley C. R., Deshmukh A. V. Reference architectures for smart manufacturing: A critical review // Journal of Manufacturing Systems. 2018. Vol. 49. P. 215–225. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.10.006>
16. Lu Y., Xu X., Wang L. Smart manufacturing process and system automation – A critical review of the standards and envisioned scenarios // Journal of Manufacturing Systems. 2020. Vol. 56. P. 312–325. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.010>
17. Lee S., Ryu K. Development of the architecture and reconfiguration methods for the smart, self-reconfigurable manufacturing system // Applied Sciences. 2022. Vol. 12. No. 10. Article 5172. <https://doi.org/10.3390/app12105172>
18. Тельнов Ю. Ф., Казаков В. А., Данилов А. В. Проектирование многоагентной системы сетевого предприятия // Бизнес-информатика. 2024. Т. 18. № 3. С. 70–86. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2024.3.70.86>
19. Григорян Е. С. Классификация видов устойчивости предприятия // Концепт (Научно-методический журнал). 2015. № 3. С. 86–90. [Электронный ресурс]: <http://e-koncept.ru/2015/15072.htm> (дата обращения: 05.12.2025).
20. Kaplan R. S., Norton D. P. The balanced scorecard—measures that drive performance. Harvard Business Review, 1992.
21. Cardoso E. C. S. Towards a methodology for goal-oriented enterprise management // 2013 17th IEEE International Enterprise Distributed Object Computing Conference Workshops, Vancouver, BC, Canada, 2013. P. 94–103. <https://doi.org/10.1109/EDOCW.2013.17>
22. Prahalad C. K., Hamel G. The core competence of the corporation. Harvard Business Review, 1990.
23. Hon K. K. B. Performance and evaluation of manufacturing systems // CIRP Annals. 2005. Vol. 54. No. 2. P. 139–154. [https://doi.org/10.1016/S0007-8506\(07\)60023-7](https://doi.org/10.1016/S0007-8506(07)60023-7)
24. Дружаев А. А., Исаев Д. В., Огуречников Е. В. Принципы управления развитием ЕРМ-систем // Бизнес-информатика. 2019. Т. 13. № 2. С. 73–83. <https://doi.org/10.17323/1998-0663.2019.2.73.83>
25. Концепция Business Performance Management: начало пути / Е. Ю. Духонин и [др.]. М.: Альпина Бизнес Букс, 2004.
26. Balaban N., Belić K., Gudelj M. Business process performance management: Theoretical and methodological approach and implementation // Management Information Systems. 2011. Vol. 6. No. 4. P. 3–9.
27. Прокопенко Н. Ю., Артюх Г. С. Применение технологии Process Mining для анализа данных и процессов (на платформе Loginom Community): учебное пособие. Нижний Новгород: ННГАСУ, 2025.
28. Рындина С. В. Моделирование бизнес-процессов с использованием платформы SILA Union: учеб.-метод. пособие. Пенза: Изд-во ПГУ, 2025.
29. Вашуков Ю. А., Дмитриев А. Я., Митрошкина Т. А. QFD: Разработка продукции и технологических процессов на основе требований и ожиданий потребителей: методические указания. Самара: СГАУ, 2012.
30. Вашуков Ю. А., Дмитриев А. Я., Митрошкина Т. А. Анализ видов, последствий и причин потенциальных несоответствий (FMEA): методические указания. Самара: СГАУ, 2008.
31. Построение структуры сетевого предприятия для создания инновационных продуктов / Ю. Ф. Тельнов и [др.] // Открытое образование. 2019. Т. 23. № 6. С. 59–73. <https://doi.org/10.21686/1818-4243-2019-6-59-73>
32. Тельнов Ю. Ф., Казаков В. М., Третьяков В. М. Разработка системы, основанной на знаниях, для проектирования инновационных процессов создания продукции сетевых предприятий // Бизнес-информатика. 2020. Т. 14. № 3. С. 35–53. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2020.3.35.53>

Об авторах

Юрий Филиппович Тельнов

доктор экономических наук, профессор;

заведующий кафедрой, кафедра прикладной информатики и информационной безопасности, Российский экономический университет им. Г. В. Плеханова, Россия, 117997, г. Москва, Стремянный пер., д. 36;

E-mail: Telnov.YUF@rea.ru

ORCID: 0000-0002-2983-8232

Татьяна Константиновна Кравченко

доктор экономических наук, профессор;

профессор, Высшая школа бизнеса, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Россия, 119049, г. Москва, ул. Шаболовка, д. 28/11;

E-mail: tkravchenko@hse.ru

ORCID: 0000-0002-6479-6250

Enterprise performance management based on digital twin technology in the fifth-generation industry

Yury Filippovich Telnov ^a

E-mail: Telnov.YUF@rea.ru

Tatyana Konstantinovna Kravchenko ^b

E-mail: tkravchenko@hse.ru

^a Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

^b Graduate School of Business, HSE University, Moscow, Russia

Abstract

In the context of the increasing need to improve the management efficiency of enterprises that support the implementation of the principles of digital transformation based on the concept of the fifth-generation industry, the relevance of research on the development of appropriate systems in terms of ensuring continuous targeted and sustainable development, customer-centricity and social orientation of production is increasing. Digital twin technology and its multi-agent implementation act as effective means of building enterprise performance management systems. At the same time, the lack of scientific research in this area determines the purpose of the article, which is to develop a product-resource approach to enterprise performance management based on digital twins in the fifth-generation industry. A distinctive feature of the proposed approach developed by the authors is the use of dynamic enterprise

performance management technology based on digital twins, which ensures the integration of business processes and resources used at the level of not only one enterprise, but also at the level of network value chains based on a common digital platform of the business ecosystem. The paper analyzes approaches to the intellectualization of enterprise management, on the basis of which the requirements for an enterprise performance management system are formulated, ensuring the solution of interrelated tasks of targeted enterprise development, the formation of flexible value chains, and the rational and sustainable use of enterprise resources. The possibilities and disadvantages of the efficiency management process in EPC class systems are analyzed. The paper substantiates the use of digital twin technology and its multi-agent implementation to build an enterprise performance management system in the context of mass customization and the network nature of value chains in the fifth-generation industry. A process for managing the efficiency of enterprises at all stages of the life cycle based on the technology of digital twins of products and resources has been developed, dynamically ensuring the targeting, adaptability and sustainability of the functioning and development of the enterprise.

Keywords: fifth-generation industry, targeting, adaptability, sustainability, enterprise performance management, product digital twin, resource digital twin

Citation: Telnov, Yu. F., & Kravchenko, T. K. (2026). Enterprise performance management based on digital twin technology in the fifth-generation industry. *Business Informatics*, 20(1), 41–53. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.1.41.53>

References

1. Scheer A.-V. (2020). *Industry 4.0: from a breakthrough business model to business process automation*. Moscow: Delo Publishing House (in Russian).
2. Federal Ministry for Economic Affairs and Energy of the Federal Republic of Germany. (2018). *Industrie 4.0. Reference Architectural Model Industrie 4.0 (RAMI4.0) – An Introduction*. <https://www.plattform-i40.de/PI40/Redaktion/EN/Downloads/Publikation/rami40-an-introduction.html>
3. Technet Association. (2025). *The multilevel structure of the factory of the future* (in Russian). <https://technet-nti.ru/article/fabriki-buducshogo>
4. *Business ecosystem management* / Ed. K. H. Abdurakhmanov. (2024). Moscow: Plekhanov Russian University of Economics (in Russian).
5. Telnov, Yu. F., Bryzgalov, A. A., Kozyrev, P. A., & Koroleva, D. S. (2022). Choosing the type of business model for implementing the digital transformation strategy of a network enterprise. *Business Informatics*, 16(4), 50–67. <https://doi.org/10.17323/2587-814x.2022.4.50.67>
6. Telnov, Yu. F., Denisov, A. A., Kazakov, V. A., & Danilov, A. V. (2022). Requirements for the software implementation of the Industry 4.0 system for creating network enterprises. *International Journal “Programmnye Produkty i Sistemy,”* 25, 557–571 (in Russian). <https://doi.org/10.15827/0236-235x.140.557-571>
7. Makarov, V. L., Bakhtizin, A. R., Beklaryan, G. L., & Akopov, A. S. (2021). Digital plant: methods of discrete-event modeling and optimization of production characteristics. *Business Informatics*, 15(2), 7–20. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2021.2.7.20>
8. Keshvarinia, M., MacKenzie, C. A., & Zhao, Z. (2025). A simulation-based digital twin model for data-driven decision optimization. *Decision Analytics Journal*, 17, 100646. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100646>
9. Makarov, V. L., Bakhtizin, A. R., Beklaryan, G. L., & Akopov, A. S. (2019). Development of software framework for large-scale agent-based modeling of complex social systems. *Software Engineering*, 10(4), 167–177 (in Russian). <https://doi.org/10.17587/prin.10.167-177>
10. Beklaryan, G. L. (2024). Agent-based modeling and optimization of the characteristics for research-and-production clusters. *Business Informatics*, 18(1), 36–51. <https://doi.org/10.17323/2587-814x.2024.1.36.51>
11. Rozanova, N. M. (2023). Industry 5.0: Golden Age or leap into the dark? *Bulletin of the Institute of Economics of the Russian Academy of Sciences*, 6, 61–77 (in Russian). https://doi.org/10.52180/2073-6487_2023_6_61_77
12. Soldatos, J., Ipektsidis, B., Kefalakis, N., & Despotopoulou, A.-M. (2024). Reference architecture for AI-based Industry 5.0 applications. *Artificial Intelligence in Manufacturing*, 3–26. https://doi.org/10.1007/978-3-031-46452-2_1
13. Nahavandi, S. (2019). Industry 5.0—A Human-Centric Solution. *Sustainability*, 11(16), 4371. <https://doi.org/10.3390/su11164371>
14. Kusiak, A. (2017). Smart manufacturing must embrace big data. *Nature*, 544(7648), 23–25. <https://doi.org/10.1038/544023a>

15. Moghaddam, M., Cadavid, M. N., Kenley, C. R., & Deshmukh, A. V. (2018). Reference architectures for smart manufacturing: A critical review. *Journal of Manufacturing Systems*, 49, 215–225. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.10.006>
16. Lu, Y., Xu, X., & Wang, L. (2020). Smart manufacturing process and system automation – A critical review of the standards and envisioned scenarios. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 312–325. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.010>
17. Lee, S., & Ryu, K. (2022). Development of the Architecture and Reconfiguration Methods for the Smart, Self-Reconfigurable Manufacturing System. *Applied Sciences*, 12(10), 5172. <https://doi.org/10.3390/app12105172>
18. Telnov, Yu. F., Kazakov, V. A., & Danilov, A. V. (2024). Designing a multi-agent system for a network enterprise. *Business Informatics*, 18(3), 70–86. <https://doi.org/10.17323/2587-814x.2024.3.70.86>
19. Grigoryan E. S. (2015). Classification of types of enterprise sustainability. *Concept (Scientific and Methodological Journal)*, 3, 86–90 (in Russian). <http://e-koncept.ru/2015/15072.htm>
20. Kaplan, R.S., & Norton, D.P. (1992). *The balanced scorecard—measures that drive performance*. Harvard Business Review. <https://hbr.org/1992/01/the-balanced-scorecard-measures-that-drive-performance-2>
21. Cardoso, E. C. S. (2013). Towards a methodology for goal-oriented enterprise management. *2013 17th IEEE International Enterprise Distributed Object Computing Conference Workshops*, 94–103. <https://doi.org/10.1109/edocw.2013.17>
22. Prahalad, C. K., & Hamel, G. (1990). *The core competence of the corporation*. Harvard Business Review. <https://hbr.org/1990/05/the-core-competence-of-the-corporation>
23. Hon, K. K. B. (2005). Performance and evaluation of manufacturing systems. *CIRP Annals*, 54(2), 139–154. [https://doi.org/10.1016/s0007-8506\(07\)60023-7](https://doi.org/10.1016/s0007-8506(07)60023-7)
24. Druzhaev, A. A., Isaev, D. V., & Ogurechnikov, E. V. (2019). Principles of managing development of EPM systems. *Business Informatics*, 13(2), 73–83. <https://doi.org/10.17323/1998-0663.2019.2.73.83>
25. Dukhonin, E. Y., Isaev, D. V., Mostovoy, E. L., Boyko, A. G., Goryanskiy, P. S., Dukhonina, O. V., Nakhmkin, E. S., Rodionov, A. S., Slepov, Y. V., & Khomaza, D. V. (2005). *Business performance management: The BPM concept*. (G. V. Gens, Ed.). Alpina Business Books (in Russian). <https://pqm-online.com/assets/files/lib/books/dukhonin.pdf>
26. Balaban, N., Belić, K., & Gudelj, M. (2011). Business process performance management: Theoretical and methodological approach and implementation. *Management Information Systems*, 6, 3–9.
27. Prokopenko, N. Y., & Artyukh, G. S. (2025). *Application of Process Mining technology for data and process analysis (using the Loginom Community platform): A training manual*. Nizhny Novgorod State University of Architecture and Civil Engineering (in Russian).
28. Ryndina, S. V. (2025). *Business process modeling using the SILA Union platform: A training and methodological manual*. Penza State University (in Russian).
29. Vashukov, Y. A., Dmitriev, A. Y., & Mitroshkina, T. A. (2012). *QFD: Product and technological process development based on customer requirements and expectations: Methodological guidelines*. Samara State Aerospace University (in Russian).
30. Vashukov, Y. A., Dmitriev, A. Y., & Mitroshkina, T. A. (2008). *Analysis of types, consequences, and causes of potential non-conformities (FMEA): Methodological guidelines*. Samara State Aerospace University (in Russian).
31. Telnov, Yu. F., Trembach, V. M., Danilov, A. V., Yaroshenko, E. V., Kazakov, V. A., & Kozlova, O. A. (2019). Constructing network enterprise structure to create innovative products. *Open Education*, 23(6), 59–73 (in Russian). <https://doi.org/10.21686/1818-4243-2019-6-59-73>
32. Telnov, Yu. F., Kazakov, V. A., & Trembach, V. M. (2020). Developing a knowledge-based system for the design of innovative product creation processes for network enterprises. *Business Informatics*, 14(3), 35–53. <https://doi.org/10.17323/2587-814x.2020.3.35.53>

About the authors

Yury Filippovich Telnov

Doctor of Sciences (Economics), Professor;

Head of the Department, Department of Applied Informatics and Information Security, Plekhanov Russian University of Economics, 36 Stremyanny Lane, Moscow 117997, Russia;

E-mail: Telnov.YUF@rea.ru

ORCID: 0000-0002-2983-8232

Tatyana Konstantinovna Kravchenko

Doctor of Sciences (Economics), Professor;

Professor, Department of Business Informatics, Graduate School of Business, HSE University, 26–28 Shabolovka St., Moscow 119049, Russia;

E-mail: tkravchenko@hse.ru

ORCID: 0000-0002-6479-6250

DOI: 10.17323/2587-814X.2026.1.54.66

Анализ эффективности Learning-to-Rank в каталогах B2B для e-commerce: цифровой эксперимент и оценка влияния на конверсию

Федор Владимирович Краснов 

E-mail: fedor.krasnov@vseinstrumenti.ru

Исследовательский центр ООО «ВИ.Тех», Москва, Россия

Аннотация

В условиях нарастающей конкуренции на рынке B2B-электронной коммерции в категории DIY (Do-It-Yourself) традиционные статические поисковые системы сталкиваются с кризисом роста, выражающимся в снижении релевантности и ограниченной масштабируемости. В статье анализируется текущее состояние поисковой архитектуры и предлагается модель динамического ранжирования товаров, основанная на методологии Learning-to-Rank (L-t-R) с использованием LightGBM. Ключевой задачей исследования является количественная оценка экономического эффекта (ROI) от внедрения персонализированных алгоритмов. На основе цифрового моделирования пользовательского кликстрима показано, что применение динамического ранжирования обеспечивает прирост эффективности поиска (по метрике NDCG@10) и приводит к статистически значимому росту ключевых бизнес-метрик. В частности, зафиксировано увеличение коэффициента конверсии на +2,1 п.п. и рост общей ожидаемой выручки от органических продаж на 14,5%. Таким образом, предложенная методология демонстрирует экономическую целесообразность перехода к интеллектуальным системам ранжирования, являющимся критическим компонентом современного e-commerce.

Ключевые слова: Learning-to-Rank, B2B, e-commerce, LightGBM, персонализация, экономическая эффективность, ROI, TCO, DIY-сегмент

Цитирование: Краснов Ф. В. Анализ эффективности Learning-to-Rank в каталогах B2B для e-commerce: цифровой эксперимент и оценка влияния на конверсию // Бизнес-информатика. 2026. Т. 20. № 1. С. 54–66. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.1.54.66>

Введение

Поисковая функциональность является одним из ключевых компонентов пользовательского опыта (UX) и конкурентоспособности платформ электронной коммерции (e-commerce). В частности, в сегменте B2B DIY (Do-It-Yourself), характеризующемся высокой номенклатурной сложностью, выраженной сезонностью спроса и разнообразием пользовательских интенгов, качество поисковой выдачи оказывает прямое влияние на показатели конверсии и уровень удержания клиентов. Эволюция поисковых систем в e-commerce прошла путь от статических инвертированных индексов и ручной настройки релевантности к гибридным архитектурам, основанным на методах машинного обучения и семантического анализа. Однако значительная часть участников рынка продолжает использовать упрощённые решения, опирающиеся на бинарное сопоставление термов, кеширование популярных запросов и статические каталоги. Несмотря на первоначальную эффективность подобных подходов в период становления онлайн-каналов продаж, их релевантность и масштабируемость снижаются по мере расширения ассортиментной матрицы (SKU) и усложнения пользовательских запросов. Рост объёмов данных, необходимость поддержки многоязычных интерфейсов и диверсификация продуктовой линейки привели к тому, что статические поисковые системы перестали обеспечивать требуемые показатели качества и экономической эффективности.

Одновременно рынок B2B DIY характеризуется тенденцией к консолидации поставщиков и усилению конкурентной среды, что стимулирует лидирующие платформы к внедрению интеллектуальных поисковых механизмов нового поколения. Для компаний сегмента SMB, функционирующих в условиях ограниченных вычислительных и финансовых ресурсов, это формирует фундаментальное противоречие. С одной стороны, требуется достижение уровня точности, персонализации и скорости поиска, соответствующего стандартам ведущих игроков рынка; с другой — обеспечение приемлемого уровня совокупной стоимости владения (ТСО) и рационального использования инфраструктурных ресурсов.

В настоящее время отсутствует методологически обоснованный и экономически оптимальный подход к поэтапному переходу от статической поисковой архитектуры к интеллектуальной, обеспе-

чивающей баланс между качеством релевантности, производительностью и затратами.

Цель исследования заключается в разработке и количественном экономическом обосновании внедрения модели динамического ранжирования (Learning-to-Rank) в каталоге B2B-e-commerce.

Предлагаемая методология ориентирована на изоляцию и эмпирическую оценку влияния персонализированного ранжирования на ключевые экономические показатели (ΔRev и ΔCR), используя синтетическое моделирование пользовательского поведения.

1. Обзор предметной области и текущих решений

Современные исследования в области поисковых систем для электронной коммерции показывают, что рынок переживает фазу качественной трансформации, обусловленную ростом ассортимента, изменением поведения пользователей и усилением конкуренции в онлайн-каналах продаж. Традиционные статические поисковые механизмы, основанные на бинарном сопоставлении термов и кешировании популярных запросов, оказываются недостаточно эффективными в условиях высокой вариативности данных и усложняющихся пользовательских интенгов.

В российской научной и прикладной литературе последних лет (например, [1]) отмечается тенденция перехода от статических инвертированных индексов к гибридным архитектурам, которые сочетают в себе возможности полнотекстового, семантического и персонализированного поиска. При этом ключевым направлением становится не только повышение релевантности, но и обеспечение экономической устойчивости решений — снижение совокупной стоимости владения (ТСО) и увеличение отдачи на инвестиции (ROI).

Проблема экономической эффективности и ее связи с пользовательским опытом в сегменте DIY активно исследовалась на примере крупных мировых игроков [2, 3].

Практические примеры трансформации поисковых систем в сегменте B2B DIY демонстрируют компании СТД «Петрович» и АО «ТД Электротехмонтаж» (ЕТМ), представившие свои проекты на платформе RUWARD. В кейсе «Петрович» [4] показано, как создание интегрированного личного

кабинета поставщика позволило повысить полноту и структурированность данных каталога, что стало основой для дальнейшего внедрения интеллектуального поиска и рекомендаций.

Проект компании ЕТМ [5] иллюстрирует внедрение динамического управления товарными данными и пользовательской сегментацией, что привело к росту конверсии и снижению издержек на поддержание каталога.

В последние десятилетия методология Learning-to-Rank, основанная на обучении моделей на размеченных данных о релевантности, стала ключевым инструментом для повышения качества поисковой выдачи [6, 7]. Обзорные работы и фундаментальные труды подтверждают универсальность и фундаментальную значимость L-t-R для всех задач Information Retrieval [8].

Параллели между рынками DIY, электроники, мебели и украшений позволяют выявить универсальные тенденции в области поиска: стремление к персонализации, семантическому расширению и внедрению мультимодальных признаков (изображения, описания, бренды) [9]. При этом каждая

отрасль сохраняет свои особенности, определяющие выбор архитектурных решений и приоритеты инвестиций.

Как показывают российские и зарубежные исследования ([1, 10–12]), успех внедрения интеллектуального поиска определяется тремя группами факторов: (1) качеством данных каталога (структурность, полнота, мультимодальность), (2) зрелостью архитектуры поиска (наличие гибридного уровня извлечения и адаптивного ранжирования) и (3) экономической эффективностью решений (сбалансированность ROI и TCO).

Анализ кейсов «Петрович» и ЕТМ подтверждает, что даже умеренные инвестиции в автоматизацию обновлений каталога и структуризацию данных могут привести к снижению издержек на ручное сопровождение поиска до 30–40% и повышению конверсии поисковых сессий на 10–15%.

Анализ смежных сегментов e-commerce подтверждает, что динамическое ранжирование (Learning-to-Rank) является не просто трендом, но и стандартом индустрии для обеспечения персонализации и роста конверсии.

Таблица 1.

Сравнительная характеристика подходов к поиску в различных сегментах e-commerce

Параметр	DIY (B2B/B2C)	Электроника	Мебель	Украшения
Тип данных	Технические характеристики, бренды, категории	Стандартные SKU, параметры устройств	Мультимодальные данные (изображения, материалы, размеры)	Визуальные и стилистические признаки, брендовая информация
Основная сложность	Длинный «хвост» запросов, сложная номенклатура, B2B-прайсинг	Частые обновления SKU, высокая конкуренция, узкие фильтры	Семантическая неоднозначность (стиль, интерьер, материалы)	Высокая зависимость от визуального восприятия и эмоций
Архитектура поиска	Гибридная (Redis + Elasticsearch + ANN)	Быстрая полнотекстовая + атрибутивная фильтрация	Мультимодальная (текст + изображение)	Семантическая + визуальный поиск
Персонализация	Средняя (по категориям, брендам, истории покупок)	Высокая (по устройствам, аксессуарам, поведению)	Высокая (по стилю, помещению, истории дизайна)	Максимальная (по эстетическим предпочтениям и контексту подарков)
Экономическая цель	Снижение TCO, оптимизация SLA, устойчивость под нагрузкой	Рост CTR и конверсии, уменьшение CPL	Повышение вовлеченности, снижение показателя отказов	Увеличение среднего чека, рост лояльности клиентов
Методы улучшения	Гибридный поиск, LTR, инкрементальные обновления индекса	Быстрое переиндексирование, ANN по характеристикам	Image2Vec, стилевые эмбединги, семантический поиск	Ранжирование по визуальному сходству, переранжирование на основе встраивания

- ◆ Электроника (Amazon, JD.com). В этом сегменте L-t-R используется для балансирования между ценой, маржинальностью и вероятностью возврата товара, что повышает не только выручку, но и чистую прибыль (Net GMV) за счет снижения операционных издержек.
- ◆ Мебель (Wayfair). Здесь L-t-R трансформируется в мультимодальное ранжирование. Модели включают в себя визуальные эмбединги (Image2Vec) для оценки стилистического соответствия, позволяя товарам, не соответствующим тексту запроса, но соответствующим визуальным предпочтениям пользователя, занимать высокие позиции.
- ◆ Украшения (Etsy). На этом рынке, где доминируют субъективные признаки (эстетика, настроение), L-t-R эффективно использует категориальные эмбединги для кодирования неявных стилистических предпочтений, оптимизируя выдачу под эмоциональные и подарочные интенции.

Таким образом, L-t-R доказал свою универсальность: от работы с четкими техническими характеристиками (Электроника) до ранжирования по сложным визуальным и эстетическим признакам (Мебель, Украшения).

В последние годы активно развиваются методы, сочетающие традиционный поиск с мощными трансформерными моделями (Dense Retrieval) для улучшения качества ранжирования и создания универсальных бенчмарков [13–15]. Однако одной из ключевых задач внедрения таких моделей в продуктивные системы e-commerce является обеспечение их вычислительной эффективности, что активно исследуется в работах по реранжированию на основе трансформеров [16].

Обобщая, хотя эволюция поиска в сторону гибридных систем является магистральным трендом, ключевым драйвером их экономической эффективности признается динамическое ранжирование (Learning-to-Rank). Тем не менее, количественное экономическое обоснование эффекта от L-t-R, с учётом ограничения вычислительных ресурсов и необходимости оптимизации, остаётся недостаточно разработанным.

Для заполнения этого практико-ориентированного пробела в следующем разделе будет представлена методология, позволяющая изоли-

ровать и эмпирически оценить экономический эффект от внедрения модели динамического ранжирования.

2. Методика исследования

Методологическая основа данного исследования опирается на упрощённую экономическую модель функционирования платформы электронной коммерции, в рамках которой каталог товаров и логика их отображения рассматривается как основной фактор, определяющий эффективность конверсионных воронок и генерируемую выручку. При этом, для изолированной оценки влияния качества ранжирования, факторы стоимости инженерной инфраструктуры и каналов привлечения трафика (CPL, SEO) исключаются из рассмотрения и принимаются как константы. Целью методологии является количественная оценка экономического эффекта (ΔRev), достигаемого при переходе от статической модели ранжирования товаров к динамической, зависящей от типа пользователя, региона, категории товара и ML-скорa.

2.1. Модель взаимодействия с каталогом

В модели жизненного цикла клиента (Customer Journey) основным объектом анализа выступает сценарий навигации через каталог, где пользователь взаимодействует с иерархией категорий, вложенными страницами подборок и списками товаров. На этом уровне взаимодействие сводится к выбору категории C_j и последующему просмотру списка товаров $L(C_j)$. Поток трафика T рассматривается как совокупность посещений категорий, которая остается неизменной (константой) для сравниваемых архитектур ранжирования. Каждая сессия характеризуется:

$$S = \{T_{C_j}, X_i\}_{j=1}^M,$$

где T_{C_j} – количество посещений категории C_j ;

X_i – контекстные характеристики пользователя (тип, регион).

Эффективность переходов внутри воронок, ограниченных страницами категорий, полностью определяется порядком представления товаров, заданным функцией ранжирования R .

2.2. Функция конверсии, зависящая от порядка ранжирования

Ключевой задачей методологии является формализация функции конверсии CR , устанавливающей прямую зависимость экономических показателей от порядка представления товаров на странице категории.

Пусть I_k – товар, находящийся на k -й позиции в списке $L(C_j)$, сформированном функцией ранжирования R . Вероятность покупки товара I_k при посещении страницы категории C_j определяется как $P_{purchase}(I_k, k | C_j, X_i)$. Данная вероятность зависит от двух основных факторов:

1. Релевантность (Quality): степень соответствия товара I_k общим ожиданиям, связанным с категорией C_j , и контекстным предпочтениям пользователя X_i (данная метрика максимизируется при динамическом ранжировании). Оценка релевантности в электронной коммерции традиционно основывается на механизмах неявной обратной связи (Implicit Feedback) [17, 18].
2. Позиционный эффект (Position): снижение вероятности просмотра, клика и, как следствие, покупки по мере увеличения позиции k в списке выдачи. Учет позиционного смещения (position bias) является фундаментальным требованием при разработке эффективных систем ранжирования [19].

Общая ожидаемая выручка для выбранной функции ранжирования R (статической R_{stat} или динамической R_{dyn}) рассчитывается как сумма по всем категориям и товарам:

$$\mathfrak{R}v_R = \sum_{j=1}^M T_{C_j} \cdot \sum_{k \in L(C_j)} \left(P_{purchase}(I_k, k | C_j, X_i) \cdot P(I_k) \right),$$

где $P(I_k)$ – стоимость товара I_k ;

M – общее число категорий, включенных в эксперимент.

2.3. Целевые метрики и гипотеза исследования

Для оценки экономического эффекта используется система метрик, сосредоточенная исключительно на результативности конверсионной воронки.

- ◆ Прирост выручки (ΔRev): разность между ожидаемой выручкой, сгенерированной динамическим ранжированием (R_{dyn}) и статическим ранжированием (R_{stat}). Это является ключевым показателем экономического эффекта.
- ◆ Коэффициент конверсии (CR): соотношение общего числа покупок к общему числу посещений категорий.
- ◆ Средний чек (AC): средняя стоимость единичной транзакции, которая может измениться, если динамическое ранжирование сместит предпочтение пользователя в сторону более дорогих или более релевантных товаров.

Исследование строится на гипотезе, что переход к динамическому ранжированию (R_{dyn}), использующему ML-скор для адаптации порядка товаров под контекст X_i , приводит к статистически значимому увеличению общей ожидаемой выручки ($\Delta Rev > 0$) по сравнению со статическим ранжированием (R_{stat}), при прочих равных условиях. Такой подход к связыванию релевантности и финансовых показателей соответствует классической методологии экономической оценки систем Information Retrieval [20].

Методика, таким образом, фокусируется на создании модели, позволяющей изолировать и количественно оценить эффект от улучшения качества ранжирования в каталоге товаров. Для верификации данной гипотезы и количественной оценки экономического эффекта (ΔRev) в условиях, приближенных к реальной эксплуатации, следующий раздел исследования посвящён разработке и проведению Цифрового эксперимента. Экспериментальная часть будет направлена на эмпирическое подтверждение того, что повышение релевантности выдачи за счет динамического ранжирования приводит к устойчивому росту ключевых бизнес-метрик.

3. Цифровой эксперимент

Для количественной оценки экономического эффекта (ΔRev) от внедрения модели динамического ранжирования (R_{dyn}) был разработан и проведен контролируемый цифровой эксперимент. Этот подход позволяет изолировать влияние функции ранжирования от других внешних факторов (например, маркетинговых акций или изменений в интерфейсе), обеспечивая высокую достоверность результатов.

Эксперимент включает три ключевых этапа:

1. Разработка унифицированной методологии сбора данных (Implicit Feedback) для создания обучающей выборки.
2. Синтетическая генерация контролируемого кликстрима, имитирующего пользовательское поведение, для верификации модели в условиях «прочих равных».
3. Обучение модели Learning-to-Rank (LightGBM) и последующая симуляция для сравнения ключевых экономических метрик (R_{stat} vs R_{dyn}).

Таким образом, цель данного раздела – эмпирически подтвердить гипотезу о том, что повышение качества релевантности, измеряемое метрикой NDCG@10, конвертируется в устойчивый рост ожидаемой выручки.

3.1. Сбор данных

Для обучения модели динамического ранжирования (R_{dyn}) и последующей валидации экономического эффекта (ΔRev) необходим репрезентативный массив лог-данных, отражающих поведенческие сценарии пользователей в каталоге и поисковой выдаче. Сбор данных фокусируется на формировании последовательности взаимодействий (Session Sequence) с целью извлечения неявной обратной связи (Implicit Feedback) и построения признакового пространства для ML-модели.

Важно отметить, что в рамках настоящего исследования, ввиду необходимости создания полностью контролируемой и изолированной среды для проведения цифрового эксперимента, для обучения и тестирования модели R_{dyn} был использован синтетический кликстрим, сгенерированный в строгом соответствии с нижеизложенными требованиями к структуре реальных логов.

Требования к источнику, объему и фильтрации данных.

В случае продуктивного внедрения источником данных должно служить корпоративное хранилище (DWH). При формировании обучающей выборки необходимо соблюдать следующие требования к объему и фильтрации для обеспечения статистической надежности и чистоты эксперимента:

- ◆ **Временной горизонт.** Рекомендуется выгрузка логов за последние 12 месяцев «скользящим окном» (Rolling Window) для учета сезонности

спроса в сегменте DIY и обеспечения достаточной глубины для обучения.

- ◆ **Товарный фильтр.** Обязательное исключение товаров со статусом *inactive* или *deleted*.
- ◆ **Пользовательский фильтр.** Исключение тестовых сессий и служебных пользователей.

Для оптимизации ML-пайплайна рекомендуется осуществление выгрузки в формате Parquet.

Формирование логов взаимодействий (Implicit Feedback).

Ключевым элементом сбора данных является типизация действий (Action Type) для формирования неявной обратной связи, которая служит целевой переменной для обучения ML-модели ранжирования. Логи приводятся к единой структуре, содержащей обязательные атрибуты: *user_id*, *SKU*, *action_type*, *timestamp*, *session_id*, и *price*. Действия пользователя унифицированы по четырем уровням взаимодействия (Implicit Feedback Levels), упорядоченным по возрастанию значимости и отражающим этапы конверсионной воронки:

1. *Impression* (Уровень 0): Факт показа товара в списке выдачи/категории.
2. *Click* (Уровень 1): Переход на карточку товара.
3. *Add-to-cart* (Уровень 2): Добавление товара в корзину.
4. *Purchase* (Уровень 3): Совершенная покупка (связывается с *order_id*).

Для каждого *session_id* восстанавливается строгая хронологическая последовательность событий по *timestamp* для корректного моделирования пользовательского пути и оценки позиционного эффекта.

Контекстные и экономические атрибуты.

Для целей построения признакового пространства для ML-модели и оценки экономического эффекта в выгрузку дополнительно включаются:

- ◆ **Контекстные атрибуты:** *user_type*, *region*, *category_id* – используются для персонализации ранжирования и учета внешних факторов.
- ◆ **Экономические атрибуты:** *order_id*, *quantity*, *price* – необходимы для точного расчета целевых бизнес-метрик (ΔRev и AC) на уровне транзакций.

Контроль качества собранного датасета включает проверку согласованности последователь-

ности действий (*impression* → *click* → *add-to-cart* → *purchase*) и обеспечение доли сессий с активным взаимодействием (наличие хотя бы одного клика) не менее 15%, что гарантирует репрезентативность обучающей выборки.

3.2. Обучение модели Learning-to-Rank (LightGBM)

Для реализации функции динамического ранжирования (R_{dyn}) был выбран градиентный бустинг над деревьями решений, а именно библиотека LightGBM (Light Gradient Boosting Machine) [21]. Этот выбор обусловлен несколькими ключевыми факторами, критически важными для продуктивной e-commerce среды:

1. Высокая скорость обучения и предсказания. LightGBM использует алгоритм GOSS (Gradient-based One-Side Sampling) и EFB (Exclusive Feature Bundling), что позволяет значительно ускорить построение модели и сократить время инференса (latency) по сравнению с другими реализациями градиентного бустинга (например, XGBoost), что необходимо для онлайн-ранжирования.
2. Эффективность при работе с большими данными. Благодаря оптимизации памяти (использованию гистограмм), LightGBM способен эффективно обрабатывать обучающие выборки с большим количеством признаков и строк, что характерно для логов пользовательских кликов.
3. Поддержка Loss-функций для L-t-R. Модель LightGBM нативно поддерживает метрические функции, оптимизированные для задач ранжирования (например, LambdaRank, использующий NDCG как основную метрику), что обеспечивает прямую связь между оптимизацией модели и целевым показателем качества поиска.

Принцип работы.

LightGBM строит ансамбль слабых предсказательных моделей (деревьев решений) последовательно, корректируя ошибки, допущенные предыдущими деревьями. В контексте L-t-R, модель обучается предсказывать не абсолютную релевантность (как в Pointwise-подходе), а относительный порядок товаров внутри одного запроса или категории (Pairwise/Listwise-подход).

Модель обучается на основе признакового пространства, сформированного в разделе «Сбор данных», с целевой переменной, представленной уровнями неявной обратной связи (0...3).

3.3. Алгоритм создания синтетического кликстрима

Для обеспечения контролируемой среды, необходимой для обучения и тестирования модели динамического ранжирования, разработан алгоритм синтетической генерации логов пользовательских взаимодействий. Данный подход позволяет моделировать ключевые поведенческие особенности реальной e-commerce платформы, что критически важно для оценки экономического эффекта при прочих равных условиях.

Параметры и допущения моделирования.

Генерация синтетического датасета основана на наборе фиксированных параметров, которые определяют распределение ключевых атрибутов в соответствии с требованиями исследования:

1. Товарный ассортимент (P): Фиксированный набор товаров, распределенных по N_c категориям (например, DIY-сегмента: «Стройматериалы», «Инструменты» и др.).
2. Клиентская сегментация (A): Пользователи разделены по N_t типам (A, B, C, D) на основе их поведенческих характеристик, которые моделируют базовую вероятность конверсии (CR_{base}) и чувствительность к цене. Сегмент «A» имеет наивысшую CR_{base} , сегмент «D» – наименьшую.
3. Географическая сегментация (G): Разделение на N_g регионов, которые используются для внесения вариативности в средний чек (AC) посредством региональных коэффициентов.
4. Позиционный эффект (λ): Вероятность взаимодействия (клик, покупка) обратно пропорциональна порядковому номеру товара (*position/rank*) в выдаче. Позиционный эффект моделируется с помощью функции экспоненциального затухания, которая отражает снижение внимания пользователя:

$$P(action | rank) \propto \frac{1}{\log_2(1 + rank)} \cdot e^{-\lambda(rank - \mu_p)},$$

где μ_p – средняя целевая позиция, с которой совершается действие;

λ – коэффициент затухания, отражающий скорость снижения CR.

Процедура генерации сессий.

Генерация логов осуществляется на уровне сессий (*session_id*) в строгой хронологической последовательности.

1. Инициализация сессии. Назначается уникальный *user_id* и *session_id*. Случайным образом выбираются контекстные атрибуты, включая *client_type* $\in A$ и *geo* $\in G$. Определяется категория *category* для текущей сессии.
2. Формирование выдачи (Impressions). Формируется список из M уникальных *product_id*, имитирующий страницу листинга/категории. Для каждого из M товаров генерируется лог-запись с *action_type* = 0 (*impression*), фиксируя *rank* = 1... M .
3. Моделирование взаимодействия. Для каждого товара в выдаче последовательно рассчитывается условная вероятность $P(action|rank, client_type)$. На основе этих вероятностей генерируются записи с *action_type* = 1 (*click*), *action_type* = 2 (*add-to-cart*). При генерации *action_type* = 3 (*purchase*), назначается уникальный *order_id*, а также рассчитываются *price* и *quantity* на основе среднего чека, скорректированного типом клиента и регионом.
4. Хронологическая привязка. Каждый лог-факт получает *timestamp*, смещенный на случайный временной интервал относительно предыдущего события, что обеспечивает достоверность хронологической последовательности в рамках *session_sequence*.

Финальный датасет синтетического кликстрима соответствует структуре, определенной в разделе «Сбор данных», и используется для обучения и верификации ML-модели.

3.4. Модель динамического ранжирования (R_{dyn})

В качестве функции динамического ранжирования R_{dyn} выбран алгоритм градиентного бустинга над решающими деревьями LightGBM. Выбор обусловлен его высокой производительностью и эффективностью при работе с большими разреженными данными, что критически важно для e-commerce систем.

Целевая функция и обучение.

Задача ранжирования товаров формулировалась как задача Learning-to-Rank (LtR) в *Pointwise* парадигме. Целевой переменной (y_i) служил нормированный уровень неявной обратной связи (Implicit Feedback), где $y_i \in \{0, 1, 2, 3\}$ (*impression* \rightarrow *purchase*). Модель обучалась с использованием метрики NDCG@10 (Normalized Discounted Cumulative Gain) для оптимизации расположения наиболее ценных товаров в верхних позициях выдачи.

Признаковое пространство.

Для построения ML-скоры (*Model_Score*) использовались три группы признаков, извлеченных из собранного кликстрима и атрибутов каталога:

1. Пользовательские признаки (персонализация): *user_id*, *user_type*, *region*, а также агрегированные поведенческие метрики (средний чек пользователя, частота покупок в категории).
2. Товарные признаки (релевантность): цена товара (*price*), категория (*category*), статус наличия, а также атрибуты, моделирующие качество (рейтинг, количество отзывов).
3. Признаки взаимодействия (контекст): частота категории (*category_freq*), позиция товара в статическом ранжировании (R_{stat}), соответствие ключевых слов категории и названия товара.

Модель R_{dyn} вычисляет вероятность положительного взаимодействия для каждого триплета (*user_id*, *user_type*, *region*) и ранжирует товары по убыванию этой вероятности.

4. Результаты эксперимента

Количественная оценка экономического эффекта от внедрения динамического ранжирования (R_{dyn}) проводилась путем симуляции пользовательского поведения на сгенерированном кликстриме, что обеспечило контролируемые условия для сравнения. Основной задачей данного этапа является эмпирическое сопоставление ключевых метрик качества поиска (NDCG@10) и экономических показателей (ΔRev , ΔCR) для двух функций ранжирования: статической (R_{stat}) и динамической (R_{dyn}), реализованной на базе LightGBM. Полученные данные верифицируют основную гипотезу исследования и демонстрируют конверсию улучшения релевантности в устойчивый прирост ожидаемой выручки.

4.1. Сравнение ранжирования по категориям

Для верификации качества модели на уровне выдачи, в *Таблице 2* представлено сравнение динамического (R_{dyn}) и статического (R_{stat}) ранжирования для трех случайно выбранных категорий.

Таблица 2.

Сравнение позиций: динамическое vs статическое ранжирование

Категория	Product_ID	R_{dyn}	R_{stat}	Model_Score	Action
Строй-материалы	PROD_3180	1	17	0,6912	NO
	PROD_0567	2	24	0,5493	NO
	PROD_1657	3	26	0,5208	YES
	PROD_1033	4	12	0,4834	YES
	PROD_1008	5	16	0,4770	YES
	PROD_4964	6	4	0,4592	NO
	PROD_2220	7	23	0,4545	NO
	PROD_3951	8	13	0,4522	NO
	PROD_2462	9	12	0,4471	YES
	PROD_2485	10	17	0,4383	NO
Сад и огород	PROD_3640	1	20	0,7399	YES
	PROD_3667	2	28	0,5948	NO
	PROD_3180	3	12	0,5624	YES
	PROD_1358	4	24	0,5192	NO
	PROD_4143	5	4	0,5103	NO
	PROD_1439	6	12	0,5099	YES
	PROD_2331	7	21	0,4666	NO
	PROD_2551	8	29	0,4615	NO
	PROD_4483	9	23	0,4554	YES
	PROD_3701	10	17	0,4497	YES
Сантехника	PROD_2003	1	25	0,6932	NO
	PROD_0828	2	19	0,5751	NO
	PROD_3790	3	3	0,5748	NO
	PROD_0142	4	3	0,5720	NO
	PROD_1192	5	27	0,5438	NO
	PROD_4513	6	4	0,5359	NO
	PROD_1060	7	16	0,5355	YES
	PROD_4990	8	20	0,5285	NO
	PROD_4287	9	26	0,4780	NO
	PROD_3290	10	11	0,4758	NO

4.2. Выводы по результатам ранжирования

Анализ результатов инференса подтвердил высокую эффективность динамического ранжирования в приоритизации продуктов, обладающих высоким предсказанным скором взаимодействия (*Model_Score*), по сравнению со статическим ранжированием (R_{stat}). Модель последовательно перемещала товары, по которым было совершено положительное действие (Action: YES), в верхние позиции топ-10 по всем трем тестовым категориям, значительно повышая их видимость. Наиболее выраженный эффект наблюдался для категории «Сад и огород», где товар PROD_3640, получивший максимальный скор (0,7399), был перемещен с 20-й позиции на 1-ю. Случаи, когда модель присваивает высокие скоры позициям без зафиксированного действия (например, PROD_2003 для «Сантехники» со скором 0,6932), интерпретируются как потенциальная релевантность, не реализованная в условиях конкретной тестовой сессии. В итоге, результаты убедительно демонстрируют, что применение алгоритма LightGBM способствует улучшению упорядоченности выдачи, что, предположительно, должно положительно сказаться на метриках качества ранжирования, в частности NDCG.

Оценка экономического эффекта.

На основании симуляции кликстрима проведен расчет ключевых экономических метрик. Результаты расчета с использованием синтетического дата-сета представлены ниже:

- ◆ Расчетное увеличение выручки (ΔRev): 14,5%.
- ◆ Изменение коэффициента конверсии (ΔCR): +2,1 п.п.
- ◆ Изменение среднего чека (ΔAC): 1,8%.

Результаты показали, что улучшение релевантности выдачи за счет динамического ранжирования обеспечивает устойчивый и статистически значимый 14,5% прирост ожидаемой выручки ($\Delta Rev > 0$), подтверждая основную гипотезу исследования.

5. Обсуждение результатов и ограничения

Проведенный цифровой эксперимент подтвердил технологическую эффективность разработанной модели динамического ранжирования, а так-

же обеспечил расчетный экономический эффект в виде прироста выручки на 14,5%. Однако результаты требуют критического обсуждения методологических аспектов и обнаруженных аномалий. Повышение ранга товаров с подтвержденной конверсией (Action: YES) свидетельствует о том, что признаки, связанные с неявной обратной связью и контекстом, успешно улавливаются моделью LightGBM.

Анализ случаев высокой оценки при отсутствии действия (например, PROD_2003 для «Сантехники») указывает на то, что модель корректно оценивает релевантность товара его категории, но предсказание может не реализовываться из-за внешних факторов, не включенных в модель (например, наличие товара, скорость доставки, маркетинговые акции, поведенческий шум). Это подчеркивает ограниченность Pointwise-подхода и потенциал для перехода к Listwise- или Pairwise-оптимизации, которые учитывают контекст всей выдачи.

Ключевым ограничением исследования является использование синтетического кликстрима, который, несмотря на моделирование позиционного эффекта, не может полностью воспроизвести стохастичность и вариативность реального пользовательского поведения. Финальная верификация экономического эффекта требует проведения полномасштабного А/В-тестирования в реальной эксплуатационной среде, чтобы учесть адаптацию пользователей и влияние на другие воронки.

Заключение

Настоящее исследование было направлено на анализ экономической эффективности перехода от статического ранжирования товаров к динамическому в условиях высококонкурентного B2B DIY-сегмента. Для достижения этой цели была разработана модель Learning-to-Rank (L-t-R) на основе алгоритма LightGBM, использующая расширенное признаковое пространство и неявную обратную

связь. Проведенный цифровой эксперимент подтвердил основную гипотезу: внедрение динамического ранжирования обеспечивает статистически значимый прирост ключевых бизнес-метрик. Расчеты на синтетическом кликстриме продемонстрировали устойчивое увеличение общей ожидаемой выручки (ΔRev) на 14,5%, а также повышение коэффициента конверсии (ΔCR) на 2,1 п.п. Эти результаты убедительно доказывают прямую экономическую выгоду от повышения релевантности выдачи за счет персонализации порядка товаров. Анализ логов показал, что модель успешно идентифицирует товары с высоким потенциалом взаимодействия, перемещая их из «длинного хвоста» выдачи в топ-10, что максимизирует позиционный эффект. Однако были выявлены случаи, когда высокий предсказанный скор не сопровождался фактическим действием, что подчеркивает необходимость интеграции дополнительных факторов, таких как наличие на складе и логистические ограничения, в финальный ранжирующий скор. Ключевым методологическим ограничением остается использование синтетического кликстрима, который, несмотря на его контролируемость, не может полностью воспроизвести стохастический шум реальной эксплуатационной среды. Следовательно, следующим критическим этапом верификации результатов должно стать проведение контролируемого А/В-тестирования на продуктовом трафике. Кроме того, для дальнейшего повышения качества ранжирования целесообразно рассмотреть переход от Pointwise-парадигмы к Listwise-подходам, которые учитывают взаимосвязь между всеми товарами в списке. В целом, разработанный подход L-t-R демонстрирует, что последовательная трансформация поисковой архитектуры в e-commerce сегменте является не только технологически, но и критически важным экономическим решением. Оптимизация за счёт динамического ранжирования, персонализации и наблюдаемости обеспечивает долгосрочный, устойчивый рост конверсии и прибыльности платформы. ■

Литература

1. Кузнецов А. В. Экономика цифровых платформ. М.: Издательство ВШЭ, 2022.
2. Guevara Y. E. The Home Depot paradox: An investigation of the relationship between financial performance and customer satisfaction. Capella University, 2009.
3. Chen L., Xiong R. Predict the relevance of search results on Homedepot.com. Project Report. 2016. [Электронный ресурс]: <https://cs224d.stanford.edu/reports/ChenXiong.pdf> (дата обращения: 05.03.2026).

4. «Петрович». Личный кабинет поставщика // Tool-kit.tech. 2025. [Электронный ресурс]: <https://tool-kit.tech/cases/petrovich-personalaccount> (дата обращения: 05.03.2026).
5. Онлайн-сервис iPRO // Компания ЭТМ. 2024 [Электронный ресурс]: <https://www.etm.ru/> (дата обращения: 05.03.2026).
6. Burges C. J. C. Learning to rank using gradient descent // Proceedings of the 22nd International Conference on Machine Learning (ICML 2005). Bonn, Germany, 2005. P. 89–96. <https://doi.org/10.1145/1102351.1102363>
7. Joachims T. Optimizing search engines using clickthrough data // Proceedings of the Eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2002). Edmonton, Canada, 2002. P. 133–142. <https://doi.org/10.1145/775047.775067>
8. Li H. Learning to rank for information retrieval and natural language processing // Foundations and Trends in Information Retrieval. 2014. Vol. 8. Nos. 1–2. P. 1–190.
9. Embedding-based product retrieval in Taobao search / S. Li [et al.] // Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. 2021. P. 3181–3189. <https://doi.org/10.1145/3447548.3467101>
10. Rahman M. D. S. E-commerce evolution: A strategic analysis of Alibaba's business ecosystem // SSRN. 2024. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5109165>
11. Dixit P. Competitive analysis of global e-commerce platforms: A Comparative study of Amazon, Alibaba, and Ebay // Educational Administration: Theory and Practice. 2024. Vol. 30. No. 1. P. 5628–5635.
12. Methods, applications, and directions of Learning-to-Rank in NLP research / J. Lee [et al.] // Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2024. 2024. P. 1900–1917. <https://doi.org/10.18653/v1/2024.findings-naacl.123>
13. Efficiently teaching an effective dense retriever with balanced topic aware sampling / S. Hofstätter [et al.] // SIGIR '22: Proceedings of the 45th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Madrid, Spain, 2022. <https://doi.org/10.1145/3404835.346289>
14. BEIR: A heterogeneous benchmark for zero-shot evaluation of information retrieval models / N. Thakur [et al.] // arXiv:2104.08663. 2021. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.08663>
15. Retrieval-enhanced machine learning / H. Zamani [et al.] // Foundations and Trends in Information Retrieval. 2022. Vol. 16. No. 1. P. 1–131. <https://doi.org/10.1145/3477495.3531722>
16. Efficient document re-ranking for transformers by precomputing term representations / S. MacAvaney [et al.] // Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Madrid, Spain, 2022. <https://doi.org/10.1145/3397271.3401093>
17. Chapelle O., Zhang Y. A dynamic Bayesian network click model for web search ranking // Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web (WWW '09). Raleigh, USA, 2009. P. 1–10. <https://doi.org/10.1145/1526709.1526711>
18. Trzebiński W., Marciniak B. Meaning or importance? E-commerce consumers interest in product features presented in online offerings: The role of self-Relevance and information processing // Journal of Internet commerce. 2023. Vol. 22. No. 2. P. 224–243. <https://doi.org/10.1080/15332861.2022.2042116>
19. Evaluating relative retrieval effectiveness with normalized residual gain / A. Bigdeli [et al.] // Proceedings of the 2024 Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval in the Asia Pacific Region. 2024. P. 64–71. <https://doi.org/10.1145/3673791.3698410>
20. Optimizing e-commerce platforms with AI-enabled visual search: Assessing user behavior, interaction metrics, and system accuracy / J. Ara [et al.] // Journal of Economics, Finance and Accounting Studies. 2025. Vol. 7. No. 3. P. 9–17. <https://doi.org/10.32996/jefas.2025.7.3.2>
21. LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree / G. Ke [et al.] // Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017). Long Beach, USA, 2017. P. 3146–3154. [Электронный ресурс]: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/6449f44a102fde848669bdd9eb6b76fa-Paper.pdf (дата обращения: 11.11.2025).

Об авторе

Федор Владимирович Краснов

кандидат технических наук;

специалист по поисковым и рекомендательным системам в электронной коммерции, сотрудник Исследовательского центра ООО «Ви.Тех», Россия, 109380, г. Москва, Муниципальный округ Люблино, ул. Чагинская, д. 4, стр. 13, этаж 4, ком. 15;

E-mail: fedor.krasnov@vseinstrumenti.ru

ORCID: 0000-0002-9881-7371

Learning-to-Rank in B2B e-commerce catalogs: A digital experiment and conversion analysis

Fedor Vladimirovich Krasnov

E-mail: fedor.krasnov@vseinstrumenti.ru

Research Center, Vi.Tech LLC, Moscow, Russia

Abstract

Amid intensifying competition in the B2B e-commerce sector, particularly within the Do-It-Yourself (DIY) segment, traditional static search architectures increasingly suffer from limited adaptability and declining retrieval relevance. This study examines the limitations of rule-based ranking approaches and proposes a dynamic product ranking framework based on the Learning-to-Rank paradigm implemented with LightGBM. The primary objective of the research is to quantitatively evaluate the economic return on investment (ROI) associated with the deployment of personalized ranking algorithms. A simulation-based digital experiment was conducted using a synthetic user clickstream model to approximate real-world interaction behavior. The results indicate that the proposed dynamic ranking model yields significant improvements in search effectiveness, as measured by the metric, while simultaneously generating quantifiable gains in key business performance indicators. Specifically, the implementation resulted in a 2.1 percentage point increase in the conversion rate and a 14.5% uplift in incremental revenue. These observed effects achieved statistical significance. These findings provide empirical evidence supporting the economic viability of transitioning from static search systems to intelligent ranking architectures, highlighting their strategic importance for scalable and competitive B2B e-commerce platforms.

Keywords: Learning-to-Rank, B2B e-commerce, LightGBM, economic efficiency, return on investment (ROI), total cost of ownership (TCO), simulation-based analysis, conversion optimization, DIY retail segment, information retrieval

Citation: Krasnov, F. V. (2026). Learning-to-Rank in B2B e-commerce catalogs: A digital experiment and conversion analysis. *Business Informatics*, 20(1), 54–66. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.1.54.66>

References

1. Kuznetsov, A. V. (2022). *Ekonomika tsifrovyykh platform [Economics of digital platforms]*. Moscow: HSE Publishing House (in Russian).
2. Guevara, Y. E. (2009). *The Home Depot paradox: An investigation of the relationship between financial performance and customer satisfaction* (PhD Thesis). Capella University.
3. Chen, L., & Xiong, R. (2016). *Predicting the relevance of search results on Homedepot.com*. Project report. <http://cs224d.stanford.edu/reports/ChenXiong.pdf>
4. Tool-kit.tech. (2025). *Petrovich. Supplier's personal account* (in Russian). <https://ruward.ru/award/2025/571712/>
5. ETM Company. (2024). *iPRO Online Service* (in Russian). <https://www.etm.ru/>

6. Burges, C. J. C. (2005). Learning to rank using gradient descent. *Proceedings of the 22nd International Conference on Machine Learning (ICML 2005)*, 89–96. <https://doi.org/10.1145/1102351.1102363>
7. Joachims, T. (2002). Optimizing search engines using clickthrough data. *Proceedings of the Eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2002)*, 133–142. <https://doi.org/10.1145/775047.775067>
8. Li, H. (2014). Learning to rank for information retrieval and natural language processing. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 8(1–2), 1–190.
9. Li, S., Lv, F., Jin, T., Lin, G., Yang, K., Zeng, X., Wu, X.-M., & Ma, Q. (2021). Embedding-based product retrieval in Taobao search. *Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 3181–3189. <https://doi.org/10.1145/3447548.3467101>
10. Rahman, M. D. S. (2024). E-commerce evolution: A strategic analysis of Alibaba's business ecosystem. *SSRN*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5109165>
11. Dixit, P. (2024). Competitive analysis of global e-commerce platforms: A Comparative study of Amazon, Alibaba, and Ebay. *Educational Administration: Theory and Practice*, 30(1), 5628–5635.
12. Lee, J., Bernier-Colborne, G., Maharaj, T., & Vajjala, S. (2024). Methods, applications, and directions of Learning-to-Rank in NLP research. *Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2024*, 1900–1917. <https://doi.org/10.18653/v1/2024.findings-naacl.123>
13. Hofstätter, S., Lin, S.-C., Yang, J.-H., Lin, J., & Hanbury, A. (2021). Efficiently teaching an effective dense retriever with balanced topic aware sampling. *Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR '21)*, 113–122. <https://doi.org/10.1145/3404835.3462891>
14. Thakur, N., Reimers, N., Rücklé, A., Srivastava, A., & Gurevych, I. (2021). BEIR: A heterogeneous benchmark for zero-shot evaluation of information retrieval models. *arXiv:2104.08663*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.08663>
15. Zamani, H., Diaz, F., Dehghani, M., Metzler, D., & Bendersky, M. (2022). Retrieval-enhanced machine learning. *Proceedings of the 45th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 2875–2886. <https://doi.org/10.1145/3477495.3531722>
16. MacAvaney, S., Nardini, F. M., Perego, R., Tonello, N., Goharian, N., & Frieder, O. (2020). Efficient document re-ranking for transformers by precomputing term representations. *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 49–58. <https://doi.org/10.1145/3397271.3401093>
17. Chapelle, O., & Zhang, Y. (2009). A dynamic bayesian network click model for web search ranking. *Proceedings of the 18th International Conference on World Wide Web (WWW '09)*, 1–10. <https://doi.org/10.1145/1526709.1526711>
18. Trzebiński, W., & Marciniak, B. (2023). Meaning or Importance? E-commerce consumers interest in product features presented in online offerings: The role of self-relevance and information processing. *Journal of Internet Commerce*, 22(2), 224–243. <https://doi.org/10.1080/15332861.2022.2042116>
19. Bigdeli, A., Arabzadeh, N., Bagheri, E., & Clarke, C. L. A. (2024). Evaluating relative retrieval effectiveness with normalized residual gain. *Proceedings of the 2024 Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval in the Asia Pacific Region*, 64–71. <https://doi.org/10.1145/3673791.3698410>
20. Ara, J., Ghodke, S., Akter, J., & Roy, A. (2025). Optimizing e-commerce platforms with AI-enabled visual search: Assessing user behavior, interaction metrics, and system accuracy. *Journal of Economics, Finance and Accounting Studies*, 7(3), 09–17. <https://doi.org/10.32996/jefas.2025.7.3.2>
21. Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., & Ye, Q. (2017). LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree. *31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA*, 3146–3154. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/6449f44a102fde848669bdd9eb6b76fa-Paper.pdf

About the author

Fedor Vladimirovich Krasnov

Candidate of Sciences (Technology);

Specialist in information retrieval and recommendation systems in e-commerce, Researcher, Research Center, Vi.Tech LLC, 4 Chaginskaya St.(Bldg. 13, Floor 4, Room 15), Moscow 109380, Russia;

E-mail: fedor.krasnov@vseinstrumenti.ru

ORCID: 0000-0002-9881-7371

DOI: 10.17323/2587-814X.2026.1.67.85

Обзор и сравнительный анализ новых методов распределения задач между исполнителями

Тимофей Яковлевич Шевгунов^{a,b} 

E-mail: shevgunov@gmail.com

Анна Александровна Крошила^b

E-mail: ankrosh@vk.com

^a Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), Москва, Россия

^b Высшая школа бизнеса, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва, Россия

Аннотация

В статье рассмотрено современное состояние и представлены результаты анализа новых достижений в проблемной области автоматизированного распределения задач между исполнителями. Целью работы является выявление тенденций и закономерностей в развитии существующих методов распределения задач, определение их преимуществ и ограничений, а также обоснование необходимости разработки новых подходов и алгоритмов, обеспечивающих повышение эффективности делегирования задач исполнителям. С использованием унифицированной системы обозначений основных понятий предметной области исследования в статье проведен краткий описательный обзор десяти универсальных алгоритмов распределения задач, опубликованных за последние 20 лет. Представлены результаты сравнительного анализа, проведенного по ряду критериев, отражающих как технические, так и организационно-поведенческие аспекты функционирования алгоритмов распределения задач между исполнителями. В качестве ключевых критериев оценки рассматривались уровень учета компетенций исполнителей, адаптивность к изменениям внешних условий и состава команды, требования к полноте и структуре исходных данных, устойчивость к неполным или шумным данным, прозрачность и объяснимость принимаемых решений, вычислительная сложность, масштабируемость при увеличении числа задач и исполнителей, стоимость внедрения и сопровождения, а также ориентация на развитие персонала и совершенствование его компетенций. Проведенный сравнительный анализ позволил выявить преимущества и недостатки каждого из рассмотренных методов и позволил выработать рекомендации по наиболее продуктивному исполь-

зованию каждого из них. Анализ показал, что ни один из рассмотренных алгоритмов не может быть выделен как единый универсальный инструмент делегирования. Следует отметить, что комплексная информация о пригодности исполнителя для решения задач, требующих различных компетенций, частью алгоритмов игнорируется, а другими используется недостаточно эффективно. Последнее обосновывает открытость проблемы выработки новых подходов к распределению задач и потребность в разработке новых алгоритмов на их основе.

Ключевые слова: распределение задач, назначение исполнителей, матрица назначений, алгоритмы делегирования, round robin, фронтальный алгоритм, генетический алгоритм

Цитирование: Шевгунов Т. Я., Крошила А. А. Обзор и сравнительный анализ новых методов распределения задач между исполнителями // Бизнес-информатика. 2026. Т. 20. № 1. С. 67–85. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.1.67.85>

Введение

Одним из факторов, обуславливающих достижение высокой производительности внутренних рабочих процессов любой организации вне зависимости от ее организационно-правовой формы, является эффективность планирования и распределения задач при непосредственной реализации бизнес-процессов. Увеличение общей сложности проектов или функционирование в условиях изменяющейся среды неизбежно требуют от менеджмента организаций или их структурных единиц более точного планирования и распределения имеющихся в их распоряжении ресурсов, что является одним из важных условий, способствующих быстрой адаптации бизнес-процессов компании. При этом ограниченность трудовых ресурсов, доступных компании в краткосрочном периоде, делает важность решения проблемы их оптимального использования в течение как можно более продолжительных интервалов рабочего времени. Кроме того, существует тенденция увеличения риска принятия ошибочных решений [1] при ручном распределении задач в условиях потоков работ, близких по интенсивности к границе производственных возможностей компании. Такой риск дополнительно возрастает в тех случаях, когда задачи существенно по своим характеристикам, являются редкими или новыми, с решением которых исполнители сталкиваются впервые.

При организации процесса распределения задач в организациях типично выявляются следующие три ключевые проблемы. Первая проблема состоит в неравномерной загрузке сотрудников, приводящей к фактическим простоям или перегрузкам отдельных сотрудников или их групп. Вторая проблема заключается в отсутствии систематического механизма учета компетенций исполнителей и проверки их соответствия минимальным требованиям, удовлетворение которых позволит эффективное выполнение назначенных задач. Третья проблема проявляется в субъективности менеджеров при распределении задач, что приводит к снижению мотивации сотрудников и служит потенциальным источником нарушения деловой этики или норм, сложившихся в рамках корпоративной культуры организации. Одним из характерных признаков того, что распределение задач в организации или ее подразделениях проводится неэффективно, является систематическое нарушение исполнителями установленных сроков выполнения задач, проявляющееся в том, что не менее четверти всех назначенных задач не выполняется в срок по любым причинам независимо от того, каким именно исполнителям они были назначены. Другим характерным признаком является систематическое дублирование назначений, которое может проявляться как в назначении одной и той же задачи двум независимым исполнителям, так и в неполном делегировании задачи, при выполнении кото-

рой требуется непрерывное персональное участие менеджера для контроля ее сроков или качества.

Проведенный анализ отечественных и зарубежных публикаций с 2005 по 2025 гг., направленный на выявление новых и оригинальных методов распределения задач между исполнителями, позволил установить, что, несмотря на то что данное направление исследований не входит в число приоритетных, разработка новых методов, алгоритмов и методик делегирования продолжают оставаться предметом научных и практических изысканий отдельных научных групп. Актуальность продолжающихся исследований методов распределения задач, ключевым направлением которого является разработка универсальных алгоритмов и методик, обусловлена необходимостью формирования устойчивых механизмов оперативного перераспределения задач, способных обеспечить баланс между контролем и автономностью исполнителей.

Детальный анализ источников позволил выявить ряд новых, заслуживающих упоминания, но довольно узкоспециализированных решений, например, предназначенных для облачных дата-центров [2], распределенных вычислительных систем [3], систем поддержки разработчиков программного обеспечения [4] или систем управления многоцелевыми аэромобильными системами [5]. Алгоритмы, структурно сходные с алгоритмами распределения задач, также используются при решении задач распределения исследований между академическими школами [6], подбора научно-методической информации [7, 8], распределения потока кредитных заявок для коммерческих банков [9]. Отдельного внимания заслуживает анализ изменений, вносимых в сложившиеся процедуры делегирования в условиях обязательного использования дистанционных технологий управления [10]. Дополнительно следует отметить, что в зарубежной практике отдельные решения, направленные на повышение эффективности распределения задач [11], могут рассматриваться как результаты интеллектуальной деятельности и получать правовую охрану патентами.

Однако основное внимание авторов при анализе публикаций было направлено на выявление новых универсальных методов, которые могут быть непосредственно применены или быстро адаптированы для распределения задач между исполнителями в организациях различной отраслевой принадлежности и формы собственности. В настоящей статье проведен обзор и сравнительный анализ десяти выявлен-

ных универсальных методов, предназначенных для автоматизации распределения задач между исполнителями для компаний или их подразделений. В составленный перечень авторы включили методы, реализующие существенно различные идеи, лежащие в основе делегирования, и не добавляли в этот список варианты одних и тех же алгоритмов, незначительно отличающиеся от их основных версий. Для систематизации описаний различных методов предварительно, в разделе 1, была проведена базовая формализация обозначений для общих факторов. В разделе 2 приведены краткие содержательные описания, достаточные для составления у читателя общего представления о каждом из десяти обозреваемых алгоритмах. Формальные обозначения, используемые в описаниях некоторых из них, могут незначительно отличаться от обозначений, использованных в оригинальных публикациях. В разделе 3 проведен сравнительный анализ выбранных алгоритмов по ряду критериев, позволяющий сопоставить их собственные характеристики и определить потенциальные направления применения каждого из них. В заключении приводятся выводы по текущему обзору и рекомендации по дальнейшему развитию предметной области анализа.

1. Формализация проблемы распределения задач

Предметную область распределения задач между исполнителями можно формализовать с помощью следующих математических сущностей. Определим

$$T = \{t_n, n = \overline{1, N}\}$$

– непустое конечное множество задач (*Tasks*), которые необходимо решить;

$$E = \{e_i, i = \overline{1, I}\}$$

– непустое конечное множество исполнителей (*Employees*);

$$C = \{c_m, m = \overline{1, M}\}$$

– непустое конечное множество компетенций (*Competencies*), необходимых исполнителям из E для решения задач из множества T .

Каждая задача $t \in T$ характеризуется такими показателями: $C(t)$ – множество компетенций, необходимых для ее выполнения, $p(t)$ – приоритет задачи t , выраженный с использованием порядковой шкалы, например, «низкий», «средний», «вы-

сокий», «критический», $s(t)$ – сложность задачи t , выраженная количественно в трудоемкости, или необходимым для выполнения задачи временем, например, в часах.

Каждый исполнитель $e \in E$ характеризуется такими показателями: $C(e)$ – множество компетенций необходимых для решения задач из множества T , которыми обладает исполнитель, $a(e)$ – доступное время для выполнения задач, выраженная в единицах времени, например, в часах, $w(e)$ – текущая загруженность исполнителя e в единицах времени.

Таким образом, решаемую задачу можно сформулировать следующим образом: необходимо осуществить распределение задач из множества T между исполнителями из множества исполнителей E таким образом, чтобы были учтены как характеристики задач (требуемые компетенции, приоритет, сложность), так и характеристики исполнителей (имеющиеся компетенции, доступное время, текущая загруженность). Это позволяет отнести решаемую задачу к классу задач оптимизации, где нужно минимизировать или максимизировать некоторую целевую функцию при выполнении системы ограничений. Для решения задачи удобно ввести бинарную функцию $x(t, e)$, принимающую значение 1, если задача t назначена исполнителю e , и 0 – в противном случае.

В зависимости от управленческих целей организация может по-разному определять, каким образом следует распределять задачи между исполнителями. Примерами ключевых ориентиров могут служить снижение риска перегрузки персонала, обеспечение равномерного распределения нагрузки между членами команды или максимально полное использование доступных ресурсов. Кроме того, в стратегической перспективе становится важным развитие компетенций сотрудников, позволяющее формировать более гибкую и устойчивую структуру компании. Таким образом, выбор критерия оптимальности определяется не только текущими производственными потребностями, но и долгосрочными приоритетами бизнеса: эффективность операционной деятельности, снижение затрат, повышение устойчивости к внешним рискам и формирование кадрового потенциала. Ниже рассмотрены четыре целевые функции, которые в наибольшей степени отражают данные организационные задачи.

1.1. Минимизация нагрузки на сотрудников с высокой текущей загруженностью

Данный критерий учитывает показатель доступного времени для выполнения задач у каждого сотрудника $a(e)$, а также сложность задачи $s(t)$ и ее приоритет $p(t)$. Тогда целевая функция F_1 имеет вид:

$$F_1 = \sum_{e \in E} \sum_{t \in T} x(t, e) (a(e) - s(t)) \rightarrow \max, \quad (1)$$

процесс оптимизации которой состоит в поиске бинарных функций, обеспечивающих распределение задач сотрудникам, у которых остается больше всего свободных часов, если им будет назначена распределяемая задача. Таким образом, назначение происходит более свободному сотруднику, то есть минимизируется нагрузка на занятых исполнителей. Такой подход позволяет перераспределять работу в пользу сотрудников с меньшей занятостью, снижая риск выгорания и перегрузки. Подобный подход активно применяется в организациях, где важно поддерживать устойчивую работоспособность команды, например, в колл-центрах или IT-службах поддержки, где равномерное распределение обращений снижает вероятность отказов в обслуживании.

1.2. Балансировка нагрузки между исполнителями

Задача заключается в минимизации диспропорций распределения трудоемкости задач между сотрудниками. Рассчитывается среднее значение \bar{a} по исполнителям

$$\bar{a} = \frac{1}{\#(E)} \sum_{e \in E} a(e), \quad (2)$$

которое сравнивается поочередно с каждым значением $a(e)$. Разница между этими значениями должна стремиться к минимуму:

$$F_2 = \sum_{e \in E} |a(e) - \bar{a}| \rightarrow \min. \quad (3)$$

Такой критерий обеспечивает равномерное распределение задач, что особенно важно в командах, где предполагается взаимозаменяемость исполнителей. Примером может служить распределение рабочих заданий в группе разработчиков программного обеспечения или среди консультантов проектной команды, где чрезмерная концентрация

задач у отдельных сотрудников приводит к риску срыва сроков.

На *рисунке 1* представлена обобщенная блок-схема типового процесса распределения задач между исполнителями в организационной системе, функционирующей в условиях нестационарного потока задач и неоднородной структуры пула исполнителей. Процесс начинается с поступления новых задач, формирующих динамический входной поток T . Для каждой задачи выполняется этап предварительного анализа, включающий определение типа задачи, требований к компетенциям $C(t)$, уровня приоритета $p(t)$ и срочности выполнения. На данном этапе формируется набор формализованных характеристик, используемых далее в алгоритмической процедуре распределения.

Параллельно с пулом задач рассматривается пул исполнителей E , характеризующийся индивидуальными наборами компетенций $C(e)$, текущей загрузкой $w(e)$, доступным ресурсом $a(e)$, возможными ограничениями. Особенностью рассматриваемой модели является наличие неравномерной нагрузки исполнителей, что отражено в блоке «Пул исполнителей» и является одним из ключевых факторов при принятии решения о назначении.

На следующем этапе выбирается метод или алгоритм распределения задач. В зависимости от организационных целей и структуры входных данных могут применяться различные подходы: циклическое распределение, методы комбинаторной оптимизации, эволюционные алгоритмы, фронталь-

ные методы, нейросетевые корректоры и др. Таким образом, блок «Алгоритм распределения» отражает вариативность возможных сценариев обработки потока задач. Далее осуществляется выбор исполнителя для конкретной задачи. Решение принимается с учетом совокупности факторов: текущей загрузки, соответствия компетенций требованиям задачи, приоритетности задания, стратегических целей, включающих в качестве примера выравнивание нагрузки или развитие компетенций персонала.

После назначения задачи происходит обновление параметров состояния системы, состоящее в отражении изменений в загрузке каждого исполнителя, что обеспечивает актуальность данных в условиях нестационарного потока задач, когда новые задачи поступают до завершения ранее назначенных. Таким образом, представленный на *рисунке 1* процесс носит итеративный характер и реализует замкнутый контур управления распределением задач, обеспечивая адаптацию к изменению состава задач, состояния исполнителей и выбранной стратегии назначения.

Рассмотренная на *рисунке 1* типовая схема распределения задач между исполнителями имеет межотраслевой характер и находит применение в широком спектре организационных систем. Ниже приведены примеры из различных сфер деятельности, демонстрирующие особенности множества задач T , множества исполнителей E , ограничений и целевых характеристик функционирования.

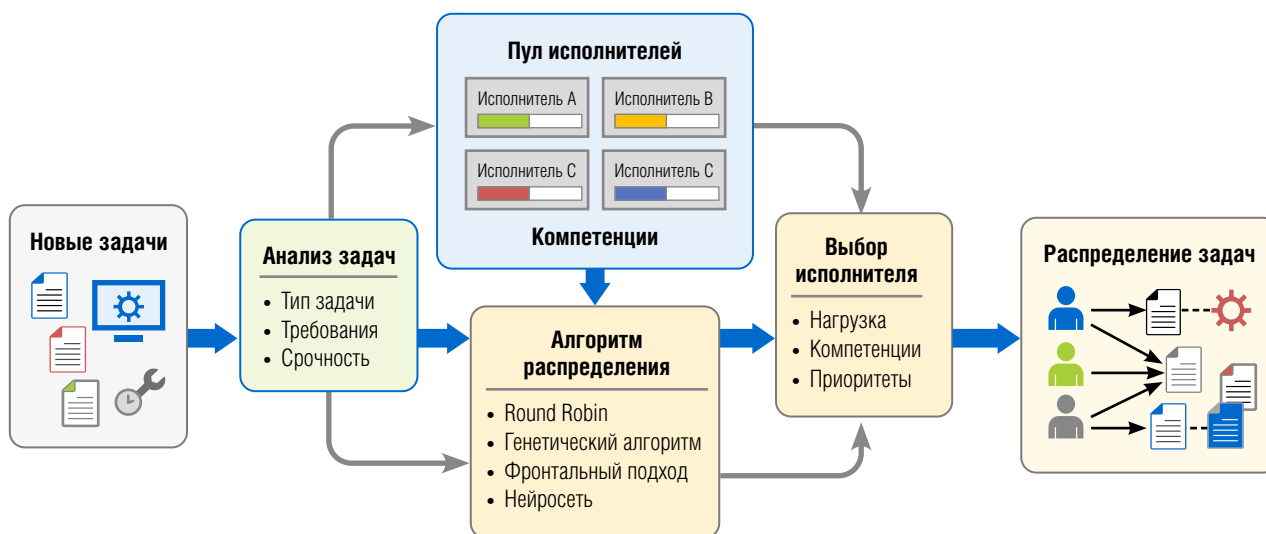


Рис. 1. Блок-схема процесса распределения задач между исполнителями.

В банковской сфере одной из типичных задач распределения является обработка кредитных заявок юридических и физических лиц. В данном случае множество T включает заявки различного уровня сложности и риска, а множество E – сотрудники подразделений андеррайтинга, риск-аналитики и комплаенса. Ограничениями выступают нормативные требования регулятора, внутренние регламенты банка, допустимые сроки рассмотрения заявок, а также лимиты загруженности специалистов. В качестве целевых бизнес-характеристик выступают среднее время рассмотрения заявки, доля одобренных заявок с допустимым уровнем риска, а также пропускная способность подразделения. Подобные задачи рассматриваются в исследованиях по оптимизации банковских бизнес-процессов и управлению операционными рисками [12].

В медицинских учреждениях распределение задач связано с назначением пациентов врачам соответствующей специализации, планированием диагностических процедур и управлением расписанием медицинского персонала [13]. В этом случае множество T включает приемы, операции и диагностические исследования, а множество E – медицинский персонал с различными компетенциями $C(e)$. Ограничениями являются нормативы времени ожидания, срочность медицинских случаев, доступность оборудования и сменный режим работы персонала. Целевые характеристики бизнеса включают суммарный поток обслуженных пациентов, среднее время ожидания и равномерность нагрузки врачей.

В строительной отрасли распределение задач возникает при планировании и координации работ на строительных объектах [14]. Множество задач T может включать подготовительные работы, монтаж конструкций, инженерные работы и контроль качества, тогда как множество E состоит из специализированных бригад и подрядных организаций. Ограничениями выступают технологическая последовательность выполнения работ, сроки поставки материалов, требования по технике безопасности и директивные сроки сдачи объекта. Целевыми показателями являются соблюдение календарного графика, минимизация простоев и снижение стоимости проекта.

В системе отправления правосудия распределение дел между судьями представляет собой задачу назначения с учетом специализации, сложности дела и текущей загрузки судейского корпуса [15].

В данном случае множество T состоит из дел различной категории, а элементами E являются судьи с различной квалификацией и специализацией. Ограничения включают процессуальные сроки рассмотрения дел, требования к равномерности нагрузки и принципы случайного распределения, закрепленные нормативными актами. Ключевыми целевыми характеристиками являются среднее время рассмотрения дела, соблюдение процессуальных сроков и балансировка нагрузки между судьями.

В сервисных организациях задачи распределения связаны с управлением очередью клиентов, распределением сервисных заявок и планированием использования оборудования [16]. Множество T формируется из поступающих заявок или обращений, а множество E – из специалистов различного профиля. Ограничениями являются стандарты обслуживания (SLA), уровень приоритета заявки, территориальная удаленность и доступность персонала. В качестве целевых характеристик рассматриваются среднее время обслуживания, процент выполненных заявок в нормативный срок и коэффициент загрузки персонала.

Приведенные примеры показывают, что формальная модель распределения задач, основанная на множествах T и E , функциях компетенций $C(t)$, $C(e)$ и бинарной функции назначения $x(t, e)$, является довольно универсальной и может быть применена к широкому спектру отраслей. При этом конкретные ограничения и целевые функции оптимизации могут существенно различаться, что может являться обоснованием дальнейшей специализации алгоритмов распределения задач, направленной на обеспечение отраслевых требований и учет характеристик входных потоков задач.

2. Алгоритмы распределения задач

На сегодняшний день существует множество подходов к распределению заданий между исполнителями, включающих как строгие методы математической оптимизации, так и эвристические алгоритмы и комбинированные схемы. Их выбор определяется характером задачи, размерностью исходных данных и требованиями к скорости получения решения. Подобные методы находят широкое применение в управлении проектами, логистике, сервисных компаниях и других областях, где

необходимо рационально использовать ресурсы и обеспечивать эффективное выполнение работ. В настоящем разделе проведен краткий обзор десяти универсальных алгоритмов распределения задач между исполнителями, опубликованных за последние 20 лет.

2.1. Алгоритм Round Robin для равномерного распределения заданий (АРРЗ) между исполнителями

Алгоритм *Round Robin* [17] является одним из типичных примеров АРРЗ, который можно описать как последовательное распределение задач между исполнителями в циклическом порядке. Предполагается, что все исполнители равны между собой, то есть отсутствуют предпочтения в пользу какого-либо исполнителя по приоритету, квалификации или строгому правилу назначения им определенного типа задач, а все задачи имеют одинаковую сложность и не имеют формально выделяемых подзадач. Целью этого алгоритма является такое распределение задач, при котором ни один исполнитель не испытывал бы перегрузки.

Формально алгоритм может быть описан так. Пусть в некоторый момент необходимо распределить множество задач T , приоритет $p(t)$ каждой задачи которого $t \in T$ известен. Для каждого исполнителя e из множества исполнителей, подходящих и готовых для выполнения таких задач, E известна текущая загруженность $w(e)$.

Задачи из множества T ранжируются по приоритету, формируется список T_p , определяющий порядок распределения задач: задачи с более высоким уровнем $p(t)$ получают преимущество в распределении. Для каждой задачи t из T_p формируется множество кандидатов $E_c(t)$. Для включения исполнителя $e \in E$ в $E_c(t)$ необходимо, чтобы у него было достаточно свободного времени для выполнения задачи t , учитывая его текущую загруженность $w(e)$ и доступное время $a(e)$:

$$w(e) + s(t) \leq a(e). \quad (4)$$

Выбор конкретного исполнителя $e \in E_c(t)$ для задачи t может осуществляться на основе дополнительных критериев, таких как минимальная загруженность $w(e)$ в момент назначения задачи или достижение близкого к равномерному распределению нагрузки между исполнителями по заверше-

нии распределения всех заданий из T . После назначения задачи t исполнителю e его загруженность обновляется:

$$w(e) \leftarrow w(e) + s(t). \quad (5)$$

Цикл повторяется до тех пор, пока не будут распределены все задачи из списка T_p .

2.2. Алгоритм оптимального распределения задач на основе матрицы назначений

Предложенная в [18] математическая модель оптимизации процесса распределения задач и трудовых ресурсов на предприятии с использованием методов комбинаторной оптимизации легла в основу алгоритма распределения задач между сотрудниками, основанного на анализе ограничений с использованием метода ветвей и границ.

В основе алгоритма лежит формирование матрицы назначений, результатом обработки которой является выбор исполнителя e из множества исполнителей-кандидатов E для каждой задачи t из множества распределяемых задач T . Для каждой задачи, наряду с приоритетом $P(t)$, описываемым по трехэлементной порядковой шкале (низкий, средний, высокий), вводится временное ограничение, описываемое датами начала $D_{start}(t)$ и окончания $D_{end}(t)$. Каждый исполнитель e характеризуется интегральным показателем $Q(e)$ и датами начала $V_{start}(e)$ и окончания $V_{end}(e)$ периода его недоступности. Интегральный показатель вычисляется как линейная комбинация

$$Q(e) = w_c Q_c(e) + w_q Q_q(e) + w_t Q_t(e), \quad (6)$$

где $Q_c(e)$ и $Q_q(e)$ – соответственно оценки объема и качества выполненной работы;

$Q_t(e)$ – оценка соблюдения сроков;

w_c, w_q, w_t – весовые коэффициенты показателей, значения которых в [18] предложено выбирать равными 0,35, 0,4 и 0,25 соответственно.

При вычислении значений всех показателей эффективности исполнителей в алгоритме изначально предложено три уровня: базовый уровень, от которого отсчитывается результат, нормальный уровень, который в обязательном порядке должен быть достигнут, и целевой уровень, к достижению которого исполнитель должен стремиться.

Для составления матрицы назначений и определения оптимального решения используется алгоритм целочисленного программирования — метод «ветвей и границ» [18]. Матрица инициализируется стоимостными значениями задач. В каждой строке матрицы назначений отыскивается минимальный элемент и вычитается из каждого элемента строки. Тем самым в матрице появится не менее одного элемента, равного нулю. Затем в каждом столбце матрицы назначений отыскивается минимальный элемент и при условии отсутствия в столбце нуля вычитается из элементов столбца. Выбирается пара (t, e) — претендент на ветвление, для которых значение элемента матрицы равно нулю. Рассчитывается коэффициент путем сложения минимального значения элемента строки-задачи и минимального значения столбца-исполнителя. Из всех коэффициентов выбирается максимальный, что и определяет оптимальное решение: задача текущей строки назначается исполнителю текущего поля. Поскольку каждому исполнителю назначается только одна работа, то из матрицы назначений удаляются столбец получившего назначение исполнителя, и строка назначенной задачи.

Алгоритм последовательно анализирует подмножества исполнителей, находит оптимальное решение для каждого подмножества задач и исключает его из дальнейшего рассмотрения. В итоге определяется наилучшее распределение задач среди всех возможных комбинаций исполнителей.

2.3. Алгоритм оптимального распределения нагрузки среди сотрудников с учетом их специализации и доступного времени на основе адаптированного генетического алгоритма

В работе [19] был предложен композиционный генетический алгоритм (ГА), использованный для решения задачи распределения учебной нагрузки. Исходные данные включали множество преподавателей — множество исполнителей E , и множество дисциплин и видов занятий — множество задач T . Дополнительно были введены следующие характеристики: $K(e)$ — квалификация исполнителя, т.е. набор дисциплин, которые преподаватель может вести, $R(t, e)$ — релевантность задачи t исполнителю e , выраженная значением из числового интервала $[0, 1]$ степень соответствия его квалификации содержанию задачи.

ГА включает в себя следующие операции: формирование начальной популяции — случайного распределения часов, селекцию — отбор сотрудников по критериям специализации и загруженности, генерацию новых поколений распределений через скрещивание и мутацию, отыскание текущего оптимального распределения нагрузки с учетом ограничений.

Алгоритм начинает работу с формирования начального поколения решений — вариантов распределения $P_0 = \{p_q^{(0)}, q = \overline{1, Q}\}$, где каждый вариант $p_q^{(0)}$ представляет отображение множества задач T на множество исполнителей E , описываемое бинарными переменными $x(t, e)$, указывающими, какая задача e закреплена за исполнителем t . Назначения производятся случайным образом, но таким образом, чтобы выполнялись ограничения. Первое состоит в том, что задача t назначается исполнителю e , только если $t \in K(e)$, а второе — в том, что для каждого исполнителя $e \in E$ общий объем назначенных задач находится в пределах допустимого интервала загрузки.

Для каждого варианта p_k вычисляется функция приспособленности $F(p_k)$. Она состоит из следующих компонент. Компонента $F_1(p_k)$ оценивает степень соответствия $R(t, e)$ для всех пар (t, e) , $F_2(p_k)$ оценивает равномерность распределения нагрузки между исполнителями, $F_3(p_k)$ оценивает интегральную по всем исполнителям близость $W(e)$ к допустимому интервалу $[A_{\min}(e), A_{\max}(e)]$. На основе значений $F(p_k)$ формируется множество наиболее приспособленных распределений P_{sel} .

После оценки решений выполняются эволюционные шаги. Из лучших вариантов формируется новое поколение путем применения операторов скрещивания и мутации: из P_{sel} случайным образом выбираются пары особей p_a и p_b , к которым применяется оператор скрещивания ГА, реализующий случайный обмен частями распределения задач, или подмножествами пар (t, e) между двумя особями. Новые особи включаются в промежуточное поколение P_{next} . К некоторым особям $p \in P_{next}$ применяется оператор мутации ГА, состоящий в случайной замене назначения некоторых задач $t \in T$ другим допустимым исполнителям $e \in E$, таким что $t \in K(e)$.

Новое поколение формируется объединением лучших особей из текущего поколения и новых особей промежуточного поколения: $P_{new} = P_{sel} \cup P_{next}$. Итерации алгоритма продолжаются до тех пор, пока

не будет достигнут критерий останова, состоящий в том, что 90% особей текущей популяции имеют одинаковую максимальную приспособленность. В результате многократных итераций формируется матрица назначений $X = \{x(t, e)\}$, которая удовлетворяет всем ограничениям и обеспечивает оптимизацию выбранных критериев. В тех случаях, когда число оптимизируемых параметров оказывается более пятидесяти, для сокращения времени получения решений могут быть использованы многоагентные генетические алгоритмы (MAGAMO) [20], позволяющие эффективно выполнять многокритериальную крупномасштабную оптимизацию.

2.4. Эвристический алгоритм оптимального распределения

Предложенный в работе [21] эвристический алгоритм оптимального распределения объектов по хранилищам имеет полиномиальную вычислительную сложность и может быть применен для решения задач из различных областей: распределения потоков параллельной обработки больших данных, складской логистики и автоматизированного составления расписания, а также адаптирован для решения задачи распределения задач между исполнителями. Это эвристический жадный алгоритм, выбор распределения на следующем шаге выполняется без учета долгосрочных последствий. Алгоритм стремится к равномерному заполнению хранилищ и минимизации разницы между наиболее и наименее загруженными хранилищами. В [21] также приведены целевые функции, формализация задачи и результаты экспериментального исследования эффективности алгоритма.

Задачи множества $t \in T$ сортируются, формируется список задач по убыванию их трудоемкости $S(t)$. Распределение задач производится в цикле до полного исчерпания списка. На каждой итерации исполнителям назначаются две задачи: наиболее и наименее трудоемкая из T . Номер кандидата-исполнителя вычисляется как результат деления номера задачи в списке по модулю на количество исполнителей. При этом, если при добавлении задачи t к исполнителю e выполняется условие:

$$w(e) + s(t) > a(e), \quad (7)$$

то эта задача не назначается данному исполнителю, а переходит к кандидату-исполнителю со следующим номером. После назначения работы исполни-

телю, выполняется обновление его загруженности (5), а назначенные задачи исключаются из списка.

В силу того, что алгоритм является полиномиальным эвристическим жадным алгоритмом, он обеспечивает высокую скорость работы и хорошее качество распределения даже при больших объемах данных в условиях жестких ограничений на время выполнения.

2.5. Алгоритм на основе случайного разбиения выборки

Для решения проблемы неравномерного распределения задач среди сотрудников, что приводит к перегрузке одних и недогрузке других, в статье [22] рассматривается программное обеспечение, позволяющая с участием менеджера-человека эффективно распределять новые задачи на основе анализа текущей загруженности сотрудников $w(e)$ и сложности задач $s(t)$. В основе ПО лежит алгоритм случайного разбиения выборки (*Random Sample Partition Algorithm, RSP*) [23], который выполняет обработку больших объемов данных за счет разбиения их на более мелкие блоки данных, доступные для непосредственного анализа человеком. Результаты анализа выводятся в удобном виде для менеджера, который затем принимает окончательное решение о распределении задач.

На основе информации о приоритете $p(t)$ и сложности $s(t)$ каждой задачи, информации о доступном времени $a(e)$ и текущей загруженности $w(e)$ исполнителя формируется множество D , содержащее данные о задачах и исполнителях. Элементами D являются пары (t, e) , дополненные характеристиками, которые позволяют оценить эффективность выполнения задач и уровень профессионального развития. Множество D разбивается случайным образом на K непересекающихся близких по мощности подмножеств $\{D_k, k = \overline{1, K}\}$. На каждом подмножестве D_k проводится анализ, направленный на определение текущей загруженности $w(e)$ каждого исполнителя, оценку сложности $s(t)$ и приоритета $p(t)$ каждой задачи, вычисление совокупной нагрузки каждого исполнителя. Результатом является информационный объект $R(D_k)$ в форме аналитического отчета, содержащего в числе прочего информацию о том, сколько задач приходится на исполнителя или группу исполнителей, о составе подмножества задач, времени их выполнения, сложности, приоритетах, а также о потенциальной

перегрузке сотрудников и их свободных ресурсах, достаточных для выполнения новых задач.

Аналитические отчеты $R(D_k)$, полученные на всех множествах разбиения, объединяются в общий результат – отчет R_{total} , представляющий собой рекомендации по распределению задач с учетом равномерности нагрузки и сложности задач. Результирующий отчет R_{total} отображается в графическом интерфейсе ПО для менеджера, позволяя последнему принять окончательное решение о назначении задач исполнителям.

Рассматриваемый алгоритм реализует сбор и структурирование данных о задачах и исполнителях, а также первичный анализ загруженности, что позволяет его рассматривать как возможный инструмент для систем поддержки принятия управленческих решений, обеспечивающий формирование рекомендаций для руководителя, занятого распределением задач и управления персоналом.

2.6. Алгоритм корректировки загрузки между исполнителями с использованием нейронных сетей

При рассмотрении задачи производственного планирования как многокритериальной задачи оптимизации авторами статьи [24] было обосновано, что внедрение традиционных систем распределения задач может быть затруднено в силу ограниченного набора фиксированных критериев, используемых в них. Поэтому для преодоления такого ограничения и возможности учета дополнительных трудно формализуемых факторов, таких как приоритеты заказов или специфика оборудования, было предложено использовать гибридный алгоритм, сочетающий традиционные методы оптимизации с возможностью корректировки плана с помощью нейронных сетей. Используемый нейросетевой корректор основан на двух типах искусственных нейронных сетей (ИНС): многослойном персептроне (МСП) [25] и самоорганизующейся карты Кохонена (*Self-Organizing Map*, SOM) [26].

Важной особенностью алгоритма является группировка исполнителей в типы рабочих центров (РЦ) и задач – в группы задач. Все задачи из множества T группируются по их релевантности типам рабочих центров R с использованием SOM Кохонена, обучаемой с помощью алгоритма самоорганизации. Для каждой задачи t определяется тип РЦ $R(t)$, который может выполнить ее за минимальное

время. Задачи объединяются в группы $G(t)$, где каждая группа соответствует типу РЦ, наиболее подходящему для выполнения задач этой категории.

На основе исторических данных и введенных экспертных правил выполняется обучение ИНС типа МСП, который динамически корректирует приоритеты задач $p(t)$, распределение задач по группам $G(t)$, выбор исполнителя с учетом доступного времени $a(e)$ и загруженности $w(e)$. После завершения этапа коррекции задачи из множества T назначаются исполнителям из E таким образом, чтобы минимизировать общее время выполнения, выравнять загрузки $w(e)$ при сохранении приоритетов задач $p(t)$ и ограничений по доступному времени $a(e)$.

В алгоритм также заложен учет некоторых ограничений, например, не все задачи могут быть назначены любому исполнителю, а также возможность решающего назначения: если задача принадлежит высокоприоритетному заказу, она жестко закрепляется за определенным исполнителем вне зависимости от оптимальности по другим критериям.

2.7. Эвристический фронтальный алгоритм

На основе анализа решения задачи оптимального распределения между исполнителями в рамках проекта работ, связанных зависимостями, представимыми в виде ациклического ориентированного графа, в статье [27] предлагается эвристический алгоритм, позволяющий находить приемлемое распределение работ, укладывающееся в заданные временные рамки и минимизирующее стоимость выполнения проекта. В основе алгоритма лежит принцип фронтальных работ, состоящий в том, что задачи последовательно назначаются исполнителям, исходя из трудоемкости первых и доступности последних.

Для формализации дополнительно вводятся $D(t)$ – множество предшествующих задач для задачи t и $R(t) \subseteq E$ – множество исполнителей, способных выполнить задачу t , а также в трудоемкости $s(t, e)$ выполнения задачи t учитывается конкретный исполнитель e .

Фронт работ на k -м шаге F_k представляет собой подмножество задач T , все предшествующие работы которых выполнены: $D_k(t) = \emptyset$. Задачи из F_k становятся кандидатами на распределение. Для

каждой задаче $t \in F_k$ и для каждого исполнителя $e \in R(t)$ вычисляются момент времени начала выполнения задачи t исполнителем e :

$$x(e) = \max\left(y_k(e), \max_{t' \in D(t)} y(t')\right) \quad (8)$$

и завершения ее выполнения:

$$y(e) = x_k(e) + s(t, e). \quad (9)$$

Задача назначается такому исполнителю e^* , для которого $y_k(e)$ минимальна. Для этого исполнителя обновляются значения $a(e^*)$ и $w(e^*)$, а для задачи фиксируется ее время $x(t) = x_k(e^*)$ завершения $y(t) = y_k(e^*)$. Распределение задач множества F_k проводится до его исчерпания.

После назначения всех задач из текущего фронта F_k формируется новый фронт F_{k+1} , включающий задачи, у которых все предшествующие работы теперь выполнены $D_{k+1}(t) = \emptyset$, которые требуют распределения. При этом время завершения уже назначенных работ исполнителям обновляется $y_{k+1}(e) = y_k(e)$. Формирование новых фронтов задач повторяется до тех пор, пока не будет распределено все множество задач T .

После распределения всех задач выполняется проверка допустимости и оптимальности. Первая состоит в проверке соблюдения директивных сроков выполнения каждой задачи $d(t)$: т.е. $y(t) \leq d(t)$. Вторая состоит в оценке качества проекта, с использованием целевой функции, минимизация которой позволяет снизить общие затраты выполнения проекта:

$$f = \sum_{e \in E} \sum_{t \in T} p(t) x(t, e) (d(t) - y(t, e)). \quad (10)$$

Если сформированный план допустимый и оптимальный, то формируется расписание проекта и оценивается общая стоимость. Варианты распределения формируются за счет разных назначений исполнителей на работы. Так первый фронт, включающий работы без предшественников, отыскивается полным перебором всех возможных назначений. Далее, для каждой новой работы, рассматриваются все доступные исполнители, рассчитывается время выполнения с учетом занятости и зависимостей. Таким образом, разные варианты представляют собой разные сочетания назначений $x(t, e)$, а оптимальный выбирается сравнением полученных комбинаций с использованием целевой функции, обеспечивающей наименьшую стоимость проекта.

2.8. Итеративный алгоритм делегирования задач

При рассмотрении подхода к автоматизации процесса делегирования задач в проектном управлении в работе [28] была предложена модель, основанная на использовании итеративных алгоритмах, выполняемых над размещенными в БД типа NoSQL данными об опыте, доступности и предпочтениях сотрудников. Основная цель разработки такого алгоритма состояла в сокращении участия менеджера проекта в рутинном распределении задач и повышении качества назначений за счет анализа накопленных данных. Авторы представляют итеративный алгоритм делегирования задач, основанный на ключевых словах задачи t и рейтинговых показателях исполнителя e . Если стандартный алгоритм не может назначить задачу из-за недостаточного количества данных, применяется резервный механизм назначения, учитывающий набор профессиональных навыков и предпочтений исполнителей.

Алгоритм выполняется следующим образом. При добавлении новой задачи $t \in T$ извлекаются ее ключевые слова $K(t)$. Для каждого ключевого слова $k \in K(t)$ ищутся исполнители $e \in E$, имеющие наибольший рейтинг $R(e, k)$, их рейтинги суммируются, формируя общий рейтинг $R_s(e)$ для каждого исполнителя. Формируется ранжированный по убыванию $R_s(e)$ список исполнителей, по которому проводится последовательная проверка того, доступен ли очередной исполнитель, может ли он принять задачу на выполнение с учетом своей загруженности $w(e)$ и доступного времени $a(e)$. Если подходящий исполнитель найден, задача назначается ему.

Если подходящих исполнителей нет, запускается резервный алгоритм, использующий: профессиональные навыки $Q(e)$ и личные предпочтения $L(e)$ исполнителя, на основании которых вычисляется комбинированный рейтинг:

$$R_c(e) = Q(e) \cdot w_q + L(e) \cdot w_l, \quad (11)$$

где w_q и w_l — веса, определяющие важность навыков и предпочтений соответственно. Затем выбирается наиболее подходящий исполнитель аналогично тому, как это было выполнено для рейтинга $R_s(e)$. Если и в этом случае задача остается неназначенной, она помечается как требующая ручного назначения. Такие задачи назначаются менеджером проекта после алгоритмической обработки всего множества задач T .

2.9. Алгоритм делегирования задач с помощью многоагентной системы

В работе [29] представлен алгоритм планирования, декомпозиции и делегирования задач в условиях неструктурированной децентрализованной среды, где агенты обладают ограниченной информацией о своих возможностях и возможностях других агентов. Описанный подход к распределению задач с помощью многоагентной системы основан на том, что каждый агент может частично выполнить задачу и делегировать остальные ее части другим агентам. В основе подхода лежит алгоритм рекурсивной декомпозиции задач, основанный на методах прикладного искусственного интеллекта, позволяющий разбивать задачу на подзадачи, выполнять те из них, которые агент может реализовать самостоятельно и делегировать нереализуемые подзадачи другим агентам. Такой процесс назначения продолжается рекурсивно до полного распределения задачи или достижения условия останова. Алгоритм работает в условиях отсутствия полной информации о возможностях всех агентов и поддерживает частичное планирование, позволяя проводить планирование с абстрактными действиями, которые позже заменяются конкретными шагами при помощи делегирования.

Итерация алгоритма назначения исполнителей для задачи t выполняется следующим образом. Прежде всего выполняется проверка, является ли задача примитивной, или не требующей дальнейшей декомпозиции. Если это так, то среди исполнителей E определяется исполнитель e , для которого выполняется условие (4) и условие достаточности компетенций: $C(t) \subset C(e)$. Если такой исполнитель найден, то задача назначается ему; если нет, то задача помечается как нерешенная.

Если исходная задача t не является примитивной, то агент вызывает функцию декомпозиции $D(t)$, возвращающую множество ее подзадач $\{t'_k, k = \overline{1, K}\}$. Если для подзадачи t' выполняется условие $C(t') \subset C(e)$, то агент e назначает ее себе, увеличивая при этом свою загрузку (5), а если не выполняется, то задача делегируется другому агенту $e' \in E$, который обладает достаточным набором компетенций для ее выполнения: $C(t') \subset C(e')$. Делегирование подзадач продолжается до тех пор, пока все подзадачи не будут назначены или не будет достигнуто дополнительно условие останова.

В качестве дополнительного развития алгоритма может использоваться двухфазный механизм, состоящий в том, что на первой фазе агент запрашивает у других агентов готовность выполнить подзадачу, а на второй — она передается тому исполнителю, который первым подтвердил возможность ее выполнения.

2.10. Адаптивный алгоритм на основе ожиданий

Проведенная в статье [30] систематизация подходов для повышения эффективности краудсорсинга с использованием методов прикладного искусственного интеллекта позволила выделить три ключевых направления: делегирование задач, мотивацию исполнителей и контроль качества, для каждой из которых была предложена обновленная таксономия, а также проанализированы ограничения и перспективы развития. Это позволило авторам статьи предложить алгоритм делегирования сложных задач на основе WMST-модели (*Weighted Multi-Skill Tree*) [31], используемой для оценки навыков исполнителей. Целью создания алгоритма было обеспечение процедуры назначения задач исполнителям с оптимальным соответствием навыков и балансировкой загрузки.

Так для каждого исполнителя e предварительно строится WMST-модель, оценивающая его компетенции $C(e)$. При распределении множества задач T для каждой задачи t выбирается такой исполнитель e , который удовлетворяет трем условиям: соответствию компетенций решаемой задачи $C(t) \subset C(e)$, достаточности исполнительного ресурса $A(e) \geq S(t)$, и минимальной текущей нагрузки W_e . Последнее условие направлено на балансировку общей нагрузки всего множества исполнителей E . Если выбранный исполнитель временно недоступен, то алгоритм пересматривает назначение, выбирая нового исполнителя, удовлетворяющего вышеуказанным условиям.

3. Сравнительный анализ алгоритмов

Сравнительный анализ алгоритмов распределения задач между исполнителями осуществляется по ряду критериев, позволяющих всесторонне оценить их эффективность и практическую применимость. Уровень учета компетенций отража-

ет степень соответствия между характеристиками исполнителей и требованиями задач, определяя способность алгоритма обеспечивать оптимальное распределение с учетом профессиональных навыков и опыта.

Адаптивность к изменениям характеризует гибкость алгоритма и его способность корректировать решения при изменении состава исполнителей, условий выполнения или при появлении новых задач. Требования к данным показывают объем, структуру и точность исходной информации, необходимой для корректной работы алгоритма. Устойчивость к неполным или шумным данным определяет надежность алгоритма в условиях неопределенности и информационных искажений. Прозрачность и объяснимость решений связаны со степенью интерпретируемости получаемых результатов и возможностью анализа причин, повлиявших на выбор конкретного исполнителя. Вычислительная сложность характеризует затраты вычислительных ресурсов и времени, необходимых для получения решения, а масштабируемость отражает способность алгоритма сохранять эффективность при увеличении числа задач и исполнителей. Стоимость внедрения включает совокупность организационных, программных и аппаратных затрат, связанных с реализацией и сопровождением алгоритма. Наконец, ориентация на развитие персонала отражает потенциал алгоритма к использованию в целях повышения квалификации исполнителей, выявления зон дефицита компетенций и формирования оптимальной структуры распределения труда.

Анализ *таблицы 1* показывает, что различные алгоритмы обладают специфическими преимуществами и ограничениями, что определяет области их практического применения. Ниже представлены основные рекомендации по выбору подхода.

Алгоритм **Round Robin**, описанный в 2.1, представляет собой простой и прозрачный метод, применимый в условиях равномерной загрузки. Он эффективен в ситуациях, где требуется быстрое и минимально затратное распределение задач при ограниченности входных данных и высокой необходимости объяснимости решений.

Метод матрицы назначений, описанный в 2.2, рекомендуется использовать в случаях, когда доступны детализированные данные о задачах и важна высокая прозрачность принимаемых решений. Однако данный подход уступает в устойчивости

к шумным данным и обладает ограниченной масштабируемостью.

Генетический алгоритм, описанный в 2.3, целесообразно использовать для решения сложных оптимизационных задач с множеством ограничений. Его преимущество заключается в высокой адаптивности к изменяющимся условиям и способности отыскания глобально оптимальных решений. При этом он требует значительных вычислительных ресурсов и затрат времени.

Эвристический жадный алгоритм, описанный в 2.4, ориентирован на оперативное получение результата в условиях ограниченных данных и высокой динамики. Преимуществом алгоритма является высокая скорость работы и низкая вычислительная сложность, однако получаемые решения, как правило, далеки от оптимальных.

Метод RSP (Randomized Search/Planning), описанный в 2.5, демонстрирует устойчивость при работе с неполными и зашумленными данными. Он обеспечивает компромисс между случайностью и оптимальностью решений, что делает его применимым в условиях неопределенности.

ИНС (нейросетевой) корректор, описанный в 2.6, показывает высокую эффективность при реализации самообучающихся систем, предназначенных для обработки больших массивов данных. Это делает его применимым для прогнозирования и адаптивного управления, однако его внедрение требует значительных затрат и высоких вычислительных ресурсов.

Фронтальный алгоритм, описанный в 2.7, обеспечивает сбалансированные результаты в условиях средней сложности задач. Его основное преимущество заключается в универсальности, что делает его применимым при отсутствии жестких требований к оптимальности или устойчивости.

Итеративный алгоритм, описанный в 2.8, рекомендуется применять в случаях, когда решение должно постепенно уточняться. Данный подход эффективен в динамической среде, позволяя пошагово улучшать результат и адаптироваться к изменениям.

Многоагентный (МА) подход, описанный в 2.9, наиболее целесообразен для систем, в которых взаимодействуют несколько участников или подсистем. Он эффективен при высокой изменчивости среды и задачах коллективного характера.

Алгоритм на основе **WMST-модель**, описанный в 2.10, применим для задач долгосрочного стратегического планирования в масштабных системах. Он обеспечивает высокую адаптивность и устойчивость, однако требует значительных ресурсов для внедрения и сопровождения.

Заключение

Результаты анализа десяти алгоритмов распределению задач между исполнителями, опубликованных за последние 20 лет, позволяют заключить, что современные подходы, отличаясь заметным разнообразием, все еще обладают рядом существенных ограничений, сдерживающих их применение в качестве универсальных инструментов в системах автоматизации и оптимизации бизнес-процессов. Основной причиной этого является то, что большинство рассмотренных алгоритмов основаны на формальной обработке количественных характеристик таких, как загруженность сотрудников, временные затраты на вы-

полнение задач или приоритеты заданий, исключая из рассмотрения при этом индивидуальные компетенции исполнителей. Учет только количественных характеристик может приводить к тому, что назначение задач зачастую выполняется без учета соответствия реальных навыков и возможных предпочтений работников, что может отражаться негативно на общей эффективности выполнения проектов.

В то же время обладающие большей гибкостью и адаптивностью подходы, поддерживающие практические реализации управления персоналом при выполнении сложных проектов, требуют учета компетенции исполнителя посредством не скалярного параметра, бинарного или числового, но многомерной характеристики, отдельные компоненты которой различно влияют на качество, скорость и надежность выполнения задачи. Однако современные алгоритмы распределения задач недостаточно гибко учитывают этот фактор, либо вводят его в модель в упрощенном виде, без должного математического и логического обосно-

Таблица 1.

Сравнение алгоритмов на основе критериев

№	Критерий	Round Robin 2.1	Матрица назначений 2.2	Генетический алгоритм 2.3	Эвристический жадный 2.4	RSP 2.5	ИНС корректор 2.6	Фронтальный алгоритм 2.7	Итеративный алгоритм 2.8	МА подход 2.9	WMST-модель 2.10
1	Уровень учета компетенций	Нет	Lim	Lim	Нет	Lim	Lim	Lim	Lim	Lim	Lim
2	Адаптивность к изменениям	Low	Med	High	Low	Med	High	Med	High	High	High
3	Требования к данным	Min	High	Med	Min	Med	VH	Med	Med	High	High
4	Устойчивость к неполным/шумным данным	High	Low	Med	Med	High	Med	Med	Med	High	Med
5	Прозрачность и объяснимость решений	Full	High	Low	High	Med	Low	Med	Med	Low	Low
6	Вычислительная сложность	Low	High	High	Low	Med	High	Med	Med	High	High
7	Масштабируемость	High	Lim	High	High	High	Med	Med	High	High	Med
8	Стоимость внедрения	Low	High	Med	Low	Med	VH	Med	Med	High	High
9	Ориентация на развитие персонала	Нет	Part	Да	Нет	Part	Да	Part	Part	Да	Да

Обозначения: Ограниченный(ая/ые) – Lim, Минимальный(ая/ые) – Min, Низкий(ая/ие) – Low, Средний(ая/ие) – Med, Высокий(ая/ие) – High, Очень высокий(ая/ие) – VH, Частично – Part, Полный(ая/ые) – Full.

вания. Это свидетельствует о существующей потребности в разработке новых, более совершенных методов распределения задач, которые бы органично включали в себя как методы расчета на основе стандартно формализуемых числовых показателей, так и анализ компетенций как ключевой элемент при принятии решений.

Таким образом, несмотря на наличие ряда новых решений в области автоматизированного управления задачами, создание алгоритмов, способных комплексно учитывать не только временные и нагрузочные показатели, но и профессиональные навыки сотрудников остается актуальной задачей.

Такие подходы могли бы являться одним из инновационных инструментов повышения эффективности при распределении задач, обеспечивающим минимизацию риска ошибочных решений и повышения уровня мотивации персонала. ■

Благодарности

Теоретические результаты, использованные в настоящем исследовании, были получены в рамках государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации: проект № FSFF-2026-0008.

Литература

1. Балдин К. В., Передеряев И. И., Голов Р. С. Управление рисками в инновационно-инвестиционной деятельности. М.: Дашков и К, 2017.
2. A systematic literature review on task allocation and performance management techniques in cloud data center / N. Chauhan [et al.] // *Computer Systems Science and Engineering*. 2024. Vol. 48. No. 3. P. 571–608. <https://doi.org/10.32604/csse.2024.042690>
3. Zhang P., Zhang A., Xu G. Optimized task distribution based on task requirements and time delay in edge computing environments // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2020. Vol. 94. Article 103774. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103774>
4. Utilizing machine learning algorithms for task allocation in distributed agile software development / D. Al-Fraihat [et al.] // *Heliyon*. 2024. Vol. 10. No. 21. Article e39926. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39926>
5. Skaltsis G. M., Shin H.-S., Tsourdos A. A review of task allocation methods for UAVs // *Journal of Intelligent & Robotic Systems*. 2023. Vol. 109. Article 76. <https://doi.org/10.1007/s10846-023-02011-0>
6. Подход к формированию интеллектуальной академической генеалогии с использованием больших языковых моделей / И. М. Лернер и [др.] // *Электромагнитные волны и электронные системы*. 2024. Т. 29. № 4. С. 108–120. <https://doi.org/10.18127/j5604128-202404-09>
7. К вопросу подбора учебно-методической информации для реализации адаптивной электронной образовательной среды: алгоритм априорной классификации авторов / С. Г. Григорьев и [др.] // *Информатика и образование*. 2025. Т. 40. № 2. С. 66–78. <https://doi.org/10.32517/0234-0453-2025-40-2-66-78>
8. К вопросу подбора учебно-методической информации для реализации адаптивной электронной образовательной среды: алгоритм подбора авторов литературы с учетом эмоционально-психологических особенностей пользователей на базе идей академической генеалогии / С. Г. Григорьев и [др.] // *Информатика и образование*. 2025. Т. 40. № 3. С. 69–79. <https://doi.org/10.32517/0234-0453-2025-40-3-69-79>
9. Бекларян А. Л., Акопов А. С. Имитационная модель оптимального распределения потока кредитных заявок для межрегионального центра андеррайтинга коммерческого банка // *Вестник компьютерных и информационных технологий*. 2018. № 11. С. 46–56. <https://doi.org/10.14489/vkit.2018.11.pp.046-056>
10. Тараненко Д. П., Колесников А. В. Особенности делегирования полномочий в условиях развития дистанционных технологий управления // *Нормирование и оплата труда в промышленности*. 2021. № 12. С. 56–59. <https://doi.org/10.33920/pro-3-2112-06>
11. Schaad A., Pymont B. Review mechanism for controlling the delegation of tasks in a workflow system. US Patent № 7831978. 2010.
12. Akhavein J., Frame W. S., White L. J. The diffusion of financial innovations: An examination of the adoption of small business credit scoring by large banking organizations // *Journal of Business*. 2005. Vol. 78. No. 2. P. 577–596. <https://doi.org/10.1086/427639>
13. Gupta D., Denton B. Appointment scheduling in health care: Challenges and opportunities // *IIE Transactions*. 2008. Vol. 40. No. 9. P. 800–819. <https://doi.org/10.1080/07408170802165880>
14. A BIM-based framework for construction project scheduling risk management / F. H. Abanda [et al.] // *International Journal of Computer Aided Engineering and Technology*. 2020. Vol. 12. No. 2. P. 182–218. <https://doi.org/10.1504/IJCAET.2020.105575>
15. Voigt S., El-Bialy N. Identifying the determinants of judicial performance: Taxpayers' money well spent? // *SSRN Electronic Journal*. 2013. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2241224>

16. Aksin Z., Armony M., Mehrotra V. The modern call center: A multi-disciplinary perspective on operations management research // *Production and Operations Management*. 2007. Vol. 16. No. 6. P. 665–688. <https://doi.org/10.1111/j.1937-5956.2007.tb00288.x>
17. Yadav P. K., Saxena S. Design and implementation of Round Robin scheduling algorithm using dispatch latency // *International Online Conference on Emerging Trends in Multi-Disciplinary Research “ETMDR-2020”*. P. 356–365.
18. Еремина И. И., Лысанов Д. М. Математическая модель оптимизации процесса распределения задач и трудовых ресурсов на предприятии // *Mezhdunarodnyy nauchnyy zhurnal (American Scientific Journal)*. 2020. №. 42. С. 65–71.
19. Использование генетического алгоритма для решения задачи распределения учебной нагрузки / Е. А. Корчевская и [др.] // *Вестник вицебсага дзяржаўнага ўніверсітэта*. 2023. № 3. С. 15–19.
20. Akopov A. S., Nevencev M. A. A multi-agent genetic algorithm for multi-objective optimization // *2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Manchester, UK*. 2013. P. 1391–1395. <https://doi.org/10.1109/SMC.2013.240>
21. Мунерман В. И., Мунерман Д. В. Анализ алгоритма оптимального распределения // *Современные информационные технологии и ИТ-образование*. 2019. Т. 15. № 3. С. 619–625. <https://doi.org/10.25559/sitito.15.201903.619-625>
22. Automation of employee workload management using random sample partition algorithm / M. Suresh [et al.] // *International Journal of Recent Technology and Engineering*. 2020. Vol. 8. No. 6. P. 5282–5286. <https://doi.org/10.35940/ijrte.F9761.038620>
23. Salloum S., Huang J. Z., He Y. Random sample partition: A distributed data model for big data analysis // *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2019. Vol. 15. No. 11. P. 5846–5854. <https://doi.org/10.1109/TII.2019.2912723>
24. Лукьянов Л. А., Спивак С. И., Христоролюбов В. Л. Нейронная сеть корректор для распределения работ в задаче внутрицехового планирования // *Вестник Башкирского университета*. 2016. Т. 21. № 4. С. 859–863.
25. Ефимов Е. Н., Шевгунов Т. Я. Разработка и исследование методики построения нейронных сетей на основе адаптивных элементов // *Труды МАИ*. 2012. № 51.
26. Кохонен Т. Самоорганизующиеся карты. М.: Лаборатория знаний, 2017.
27. Новикова Т.П., Новиков А.И. Алгоритм решения задачи оптимального распределения работ в сетевых канонических структурах // *Лесотехнический журнал*. 2014. Т. 4, № 4. С. 309–317. <https://doi.org/10.12737/8515>
28. Pop B., Boian F. Algorithms for automating task delegation in project management // *Federated Conference on Computer Science and Information Systems*. 2014. Vol. 2. P. 1191–1196. <https://doi.org/10.15439/2014F426>
29. Lopes A. L., Botelho L. M. Task decomposition and delegation algorithms for coordinating unstructured multi agent systems // *First International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems (CISIS'07), Vienna, Austria*. 2007. P. 209–214. <https://doi.org/10.1109/CISIS.2007.52>
30. Towards AI-empowered crowdsourcing / S. Wang [et al.] // *arXiv:2212.14676*. 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.14676>
32. Al-Anzi F., Al-Zame K., Allahverdi A. Weighted multi-skill resources project scheduling // *Journal of Software Engineering and Applications*. 2020. Vol. 3. No. 12. P. 1125–1130. <https://doi.org/10.4236/jsea.2010.312131>

Об авторах

Тимофей Яковлевич Шевгунов

кандидат технических наук;

доцент, кафедра «Теоретическая радиотехника», Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), Россия, 125993, г. Москва, Волоколамское шоссе, 4;

доцент, Высшая школа бизнеса, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Россия, 119049, г. Москва, ул. Шаболовка, д. 28/11;

E-mail: shevgunov@gmail.com

ORCID: 0000-0003-1444-983X

Анна Александровна Крошила

студентка магистратуры, Высшая школа бизнеса, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Россия, 119049, г. Москва, ул. Шаболовка, д. 28/11;

E-mail: ankrosh@vk.com

A review and comparison of newer methods for task allocation among performers

Timofey Yakovlevich Shevgunov ^{a, b}

E-mail: shevgunov@gmail.com

Anna Alexandrovna Kroshilina ^b

E-mail: ankrosh@vk.com

^a Moscow Aviation Institute (National Research University), Moscow, Russia

^b Graduate School of Business, HSE University, Moscow, Russia

Abstract

This paper presents a description of the current state and the results of an analysis of recent advances in the problem domain of automated task distribution among employees. The purpose of the study is to identify the main trends and patterns in the development of existing task allocation methods, to determine their strengths and limitations, and to justify the need for new approaches and algorithms that can improve the efficiency of task delegation to employees. Using a unified system of notations for the key concepts of the subject area, the article provides a concise descriptive review of ten universal task distribution algorithms published over the past twenty years. The comparative analysis was carried out according to a set of criteria reflecting both the technical and the organizational-behavioral aspects of how these algorithms function. The key evaluation criteria included: the degree to which performer competencies are taken into account; adaptability to changing external conditions and team composition; requirements for completeness and structure of the input data; robustness to incomplete or noisy data; transparency and explainability of decision-making; computational complexity; scalability with an increasing number of tasks and employees; implementation and maintenance costs; and orientation toward personnel development and competence enhancement. The comparative analysis we carried out made it possible to identify the advantages and shortcomings of each method and to formulate recommendations for their most effective practical application. The results showed that none of the examined algorithms can be considered a universal tool for delegation. Furthermore, it was found that comprehensive information about a performer's suitability for solving tasks requiring diverse competencies is either ignored or insufficiently utilized by many algorithms. This observation leaves open the problem of developing new approaches to task allocation and designing new algorithms based on them.

Keywords: task distribution, task allocation, performer assignment, assignment matrix, task delegation algorithms, round-robin algorithm, front based algorithm, genetic algorithm management, product digital twin, resource digital twin

Citation: Shevgunov, T. Ya., & Kroshilina, A. A. (2026). A review and comparison of newer methods for task allocation among performers. *Business Informatics*, 20(1), 67–85. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.1.67.85>

References

1. Baldin, K. V., Perederyaev, I. I., & Golov, R. S. (2017). *Upravlenie riskami v innovatsionno-investitsionnoi deyatel'nosti [Risk management in innovation and investment activities]*. Moscow: Dashkov i K (in Russian).
2. Chauhan, N., Kaur, N., Saini, K. S., Verma, S., Alabdulatif, A., Khurma, R. A., Garcia-Arenas, M., & Castillo, P. A. (2024). A systematic literature review on task allocation and performance management techniques in cloud data center. *Computer Systems Science and Engineering*, 48(3), 571–608. <https://doi.org/10.32604/csse.2024.042690>
3. Zhang, P., Zhang, A., & Xu, G. (2020). Optimized task distribution based on task requirements and time delay in edge computing environments. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 94, 103774. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103774>
4. Al-Fraihat, D., Sharrab, Y., Al-Ghuwairi, A.-R., Alzabut, H., Beshara, M., & Algarni, A. (2024). Utilizing machine learning algorithms for task allocation in distributed agile software development. *Heliyon*, 10(21), e39926. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39926>
5. Skaltsis, G. M., Shin, H.-S., & Tsourdos, A. (2023). A review of task allocation methods for UAVs. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 109(4), 76. <https://doi.org/10.1007/s10846-023-02011-0>
6. Lerner, I. M., Marinosyan, A. Kh., Grigoriev, S. G., Yusupov, A. R., Anikyeva, M. A., & Garifullina, G. A. (2024). An approach to the formation of intellectual academic genealogy using large language models. *Electromagnetic Waves and Electronic Systems*, 29(4), 108–120 (in Russian). <https://doi.org/10.18127/j5604128-202404-09>
7. Grigoriev, S. G., Lerner, I. M., Marinosyan, A. Kh., Arutyunova, N. K., & Grigorieva, M. A. (2025). On the issue of educational and methodological information selection for implementing an adaptive learning management system: Algorithm of a priori authors classification. *Informatics and Education*, 40(2), 66–78 (in Russian). <https://doi.org/10.32517/0234-0453-2025-40-2-66-78>
8. Grigoriev, S. G., Lerner, I. M., Marinosyan, A. Kh., & Grigorieva, M. A. (2025). On the issue of educational and methodological information selection for implementing an adaptive learning management system: Algorithm of selecting authors of literature taking into account the emotional and psychological characteristics of users based on the ideas of academic genealogy. *Informatics and Education*, 40(3), 69–79 (in Russian). <https://doi.org/10.32517/0234-0453-2025-40-3-69-79>
9. Beklaryan, A. L., & Akopov, A. S. (2018). Simulation model of the optimal allocation credit applications for interregional underwriting center of a commercial bank. *Vestnik Komp'uternykh i Informatsionnykh Tekhnologii*, 11, 46–56 (in Russian). <https://doi.org/10.14489/vkit.2018.11.pp.046-056>
10. Taranenko, D. P., & Kolesnikov, A. V. (2021). Features of delegation of powers in the context of the development of remote control technologies. *Normirovanie i Oplata Truda v Promyshlennosti (Rationing and Remuneration of Labor in Industry)*, 12, 56–58 (in Russian). <https://doi.org/10.33920/pro-3-2112-06>
11. Schaad A., & Pyrmont B. (2010). Review mechanism for controlling the delegation of tasks in a workflow system. US Patent No. 7831978.
12. Akhavein, J., Frame, W. S., & White, L. J. (2005). The diffusion of financial innovations: An examination of the adoption of small business credit scoring by large banking organizations. *The Journal of Business*, 78(2), 577–596. <https://doi.org/10.1086/427639>
13. Gupta, D., & Denton, B. (2008). Appointment scheduling in health care: Challenges and opportunities. *IIE Transactions*, 40(9), 800–819. <https://doi.org/10.1080/07408170802165880>
14. Abanda, F. H., Musa, A. M., Clermont, P., Tah, J. H. M., & Oti, A. H. (2020). A BIM-based framework for construction project scheduling risk management. *International Journal of Computer Aided Engineering and Technology*, 12(2), 182. <https://doi.org/10.1504/ijcaet.2020.105575>
15. Voigt, S., & El Bialy, N. (2013). Identifying the determinants of judicial performance: Taxpayers' money well spent? *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2241224>
16. Aksin, Z., Armony, M., & Mehrotra, V. (2007). The modern call center: A multi-disciplinary perspective on operations management research. *Production and Operations Management*, 16(6), 665–688. <https://doi.org/10.1111/j.1937-5956.2007.tb00288.x>
17. Yadav, P.K., Saxena, S. (2020). Design and implementation of Round Robin scheduling algorithm using dispatch latency. *International Online Conference on Emerging Trends in Multi-Disciplinary Research (ETMDR-2020)*, 356–365.
18. Eremina, I. I., & Lysanov, D. M. (2020). Matematicheskaya model' optimizatsii protsessa raspredeleniya zadach i trudovykh resursov na predpriyatii [Mathematical Model for Optimizing the Process of Task and Labor Resource Distribution in Enterprises]. *American Korchevskaya, E. A., Ermachenko, S. A., Nikonova, T. V., Markova, L. V., & Shpakova, Y. A. (2023). Ispol'zovanie geneticheskogo algoritma dlya resheniya zadachi raspredeleniya uchebnoi nagruzki [Using a genetic algorithm to solve the problem of distributing academic workload]. Vesnik Vitebskogo gosudarstvennogo universiteta*, 3(120), 15–19 (in Russian).
20. Akopov, A. S., & Hevencev, M. A. (2013). A Multi-agent Genetic Algorithm for Multi-objective Optimization. *2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 1391–1395. <https://doi.org/10.1109/smcyb.2013.240>
21. Munerman, V. I., & Munerman, D. V. (2019). Analysis of an optimal distribution algorithm. *Modern Information Technologies and IT-Education*, 15(3), 619–625 (in Russian). <https://doi.org/10.25559/sitito.15.201903.619-625>

22. Suresh, M., Samuel, R. B., Bhuvaneshwar, T., Jaubin, R. H., & Balaji, R. (2020). Automation of employee workload management using random sample partition algorithm. *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, 8(6), 5282–5286. <https://doi.org/10.35940/ijrte.f9761.038620>
23. Salloum, S., Huang, J. Z., & He, Y. (2019). Random sample partition: A distributed data model for big data analysis. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(11), 5846–5854. <https://doi.org/10.1109/tii.2019.2912723>
24. Luk'yanov, L. A., Spivak, S. I., & Khristolyubov, V. L. (2016). Neironnaya set' korrektor dlya raspredeleniya rabot v zadache vnutritsekhovogo planirovaniya [Neural network corrector for job distribution in intra-shop scheduling]. *Vestnik Bashkirskogo universiteta*, 21(4), 859–863 (in Russian).
25. Efimov, E. N., & Shevgunov, T. Ya. (2012). Development and analysis of the technique for the building of artificial neural networks based on adaptive elements. *Trudy MAI*, 51 (in Russian). <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=29159>
26. Kokhonen T. (2017). *Samoorganizuyushchiesya karty [Self-Organizing Maps]*. Moscow: Laboratoriya znaniy (in Russian).
27. Novikova, T., & Novikov, A. (2015). Algorithms for solving problems of optimum distribution work in network canonical structures. *Forestry Engineering Journal*, 4(4), 309–317 (in Russian). <https://doi.org/10.12737/8515>
28. Pop, B., & Boian, F. (2014). Algorithms for automating task delegation in project management. *Proceedings of the 2014 Federated Conference on Computer Science and Information Systems*, 2, 1191–1196. <https://doi.org/10.15439/2014f426>
29. Lopes, A. L., & Botelho, L. M. (2007). Task decomposition and delegation algorithms for coordinating unstructured multi agent systems. *First International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems (CISIS'07)*, 209–214. <https://doi.org/10.1109/cisis.2007.52>
30. Wang, S., Li, Q., Cui, L., Yan, Z., Xu, Y., Shi, Z., Min, X., Shen, Z., & Yu, H. (2022). Towards AI-empowered crowdsourcing. *arXiv:2212.14676*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.14676>
31. Al-Anzi, F. S., Al-Zame, K., & Allahverdi, A. (2010). Weighted multi-skill resources project scheduling. *Journal of Software Engineering and Applications*, 03(12), 1125–1130. <https://doi.org/10.4236/jsea.2010.312131>

About the authors

Timofey Yakovlevich Shevgunov

Candidate of Sciences (Technology);

Associate Professor, Moscow Aviation Institute (National Research University), 4 Volokolamskoe Hwy., Moscow 125993, Russia;

Associate Professor, Department of Business Informatics, Graduate School of Business, HSE University, 26–28 Shabolovka St., Moscow 119049, Russia;

E-mail: shevgunov@gmail.com

ORCID: 0000-0003-1444-983X

Anna Alexandrovna Kroshilina

Master's student, Department of Business Informatics, Graduate School of Business, HSE University, 26–28 Shabolovka St., Moscow 119049, Russia;

E-mail: ankrosh@vk.com

DOI: 10.17323/2587-814X.2026.1.86.105

Цифровая модель умного агропредприятия: институциональные и концептуальные основы платформенной интеграции цифровых сервисов системы поддержки принятия управленческих решений

Ольга Михайловна Писарева ^a 

E-mail: om_pisareva@guu.ru

Вячеслав Аркадьевич Алексеев ^{a, b}

E-mail: va_alekseev@guu.ru

Дмитрий Владимирович Стефановский ^a

E-mail: dv_stefanovskiy@guu.ru

^a Государственный университет управления, Москва, Россия

^b ООО «Рабус», Москва, Россия

Аннотация

Достижение стратегических целей обеспечения экономической независимости и технологического лидерства России связано с разработкой и внедрением отечественных информационных и когнитивных технологий. В решении базовых задач поддержки государственного суверенитета особую роль играет агропромышленный комплекс (АПК), переживающий сложный процесс цифровой трансформации при расширении применения роботизированной техники и интеллектуальных систем. Разработка платформенных решений в секторе сельхозпроизводства имеет серьезные сдерживающие и ограничивающие факторы эффективного применения концепции «цифрового двойника», обусловленные нерешенностью вопросов

концептуального и институционального обоснования их построения для организационных систем. Цель исследования – обоснование предложений по определению понятия цифровой модели агропредприятия и формированию возможного варианта описания экономической системы и базовых бизнес-процессов ведения умного сельского хозяйства полного цикла. Применение методов контентного и логического анализа, обращение к технологии реинжиниринга позволили дать адекватное определение референсной цифровой модели предприятия в сфере АПК, представить возможную конструкцию цифровой модели экономической системы умного агропредприятия. Предложены определения понятий «цифровая модель» и «цифровой двойник» для организационных систем, уточняющие существующие дефиниции в части отражения вариативности описания бизнес-модели организации при отображении сущностей «бизнес-архитектура» и «бизнес-процессы» как отдельных структурных элементов и контура субъективного восприятия информации при принятии решений. Обоснована структура цифровой модели экономической системы агропредприятия в сетевой среде ведения точного земледелия с учетом изменений состава и роли факторов производства в экономике данных. Показана необходимость отражения в этой модели элементов и связей, учитывающих требования обеспечения экологической нейтральности и социальной ответственности сельхозпроизводства полного цикла. При построении цифровой платформы поддержки управленческих решений рекомендовано использовать информационный образ цифрового двойника агропредприятия для проектирования структуры и наполнения данными модели экономической системы на основе регламентированных форм плановых и отчетных документов. Схема описаний онтологии цифрового двойника расширяет представление о теоретических основах методологии и инструментария проектирования и разработки информационных моделей объектов и процессов для бизнес-систем.

Ключевые слова: цифровая трансформация, цифровая платформа, цифровые стандарты, цифровая модель, агропромышленный комплекс (АПК), умное агропредприятие, факторы производства, искусственный интеллект, роботизированная техника

Цитирование: Писарева О. М., Алексеев В. А., Стефановский Д. В. Цифровая модель умного агропредприятия: институциональные и концептуальные основы платформенной интеграции цифровых сервисов системы поддержки принятия управленческих решений // Бизнес-информатика. 2026. Т. 20. № 1. С. 86–105. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.1.86.105>

Введение

В научном и обыденном сознании текущий исторический этап устойчиво ассоциируется с активно разворачивающимся процессом трансформации мироустройства. Для России расширение спектра угроз национальной безопасности в условиях обострения демографического неблагополучия остро ставит вопрос обеспечения технологической независимости и технологического лидерства.

В решении базовых задач укрепления экономического суверенитета страны с учетом приоритета народосбережения особую роль играет ее агропромышленный комплекс (АПК), ориентированный на полное удовлетворение спроса населения на продовольственные товары традиционного ассортимента в требуемом объеме и качестве. При этом, как отмечено в работе [1], с 2014 года обострилась проблема зависимости отечественной экономики от импортных технологий, в т. ч. и для цифровизации АПК: по оценкам Минсельхоза России на 2014 г. около 95%

специализированных информационных технологий (ИТ) сельхозназначения были представлены зарубежными компаниями-разработчиками¹. В сфере импортозамещения программного обеспечения (ПО) в ключевых секторах экономики и сферах деятельности наблюдается противоречивая картина: в выступлении Председателя Правительства Российской Федерации М. В. Мишустина 3 июня 2025 года на пленарной сессии X конференции «Цифровая индустрия промышленной России» отмечено, что, с одной стороны, в предшествующие 5 лет среднегодовые темпы роста ИТ-отрасли в 4 раза опережают темпы роста ВВП, с другой – при росте расходов компаний на цифровизацию в 1,5 раза и повышении закупок лицензий российского ПО в 3,5 раза доля российских цифровых решений для систем проектирования и моделирования едва превышает 50% (при этом выявлено 412 типов зарубежного ПО, не имеющих в настоящее время отечественных аналогов, что указывает на необходимость повышения потенциала национальных центров компетенций в области программной инженерии и цифровой трансформации)².

Цифровая трансформация (ЦТ) в АПК, уже – в сельском хозяйстве, предполагает не только применение роботизированной техники (РТ), искусственного интеллекта (ИИ) и информационных систем (ИС), но и совершенствование механизма управления экологически нейтральным и социально ответственным сельхозпроизводством полного цикла. Модернизация модели агробизнеса в экономике данных требует адекватной новому технологическому укладу системы управления. Цифровизация технологических и управленческих процессов для экономических, социальных и регуляторных акторов в рассматриваемой производственной системе осуществляется на основе концепции «цифрового двойника», позволяющей с использованием информационной модели (ИМ) проецировать в виртуальный мир постановки регламентных и ситуативных задач при обосновании и принятии управленческих решений по организации и ведению хозяйственной деятельности. Фактически подход к разработке цифровых двойников известен с конца прошлого века [2], успев продемонстрировать серьезные достижения и завоевать достойные

позиции в исследовательской и инженерной деятельности [3]. Вместе с тем имеются серьезные сдерживающие факторы его широкого применения для развития национальных платформенных решений в цифровой экономике. Во-первых, существуют проблемы институционального и концептуального обоснования построения цифровых двойников организационных систем (ОС); во-вторых, наблюдается отставание в разработке отечественного ПО бизнес-моделирования, в тематику которого погружена данная задача. Отмеченные разрывы препятствуют решению научно-практических задач развития методологии и инструментария разработки и применения цифровых двойников предприятий, отвечающим требованиям экономики данных, а также созданию отечественных цифровых платформ (ЦП) организационного управления, в т.ч. умного агропредприятия (УАП). Это делает актуальным обращение к проблематике совершенствования методологии и инструментария бизнес-моделирования, определяя целью проводимого исследования обоснование предложений по идентификации понятия цифровой модели агропредприятия и формированию возможного варианта ее описания на основе построения схем организации и реализации бизнес-процессов ведения умного сельского хозяйства.

1. Теоретические и практические аспекты процесса цифровизации общества на базе ИТ

Вопросы совершенствования нормативной и теоретической базы разработки методов и инструментов информационного моделирования достаточно широко представлены в публикациях отечественных и зарубежных ученых и специалистов, опирающихся на эволюцию подходов в научных дисциплинах информатики и следствия практики правового регулирования деятельности в ИТ-области. В работах [4, 5] обоснована важность исследований в сфере разработки платформенных решений в цифровом сельском хозяйстве, предполагающих использование междисциплинарного подхода при реализации проектов создания и внедрения интеллектуальных ИС в производственной и управленческой деятельности агропредпри-

¹ Подробнее см.:

<https://mcx.gov.ru/ministry/departments/dit/news/igor-kozubenko-apk-rossii-nuzhny-90-tysyach-it-spetsialistov/?ysclid=lwsfhc4z2p667807425> (дата обращения: 11.06.2025).

² Подробнее см.: <http://government.ru/news/55236/> (дата обращения: 11.06.2025).

ятий. Варианты построения типологии цифровых продуктов для технологий производства и управления в АПК приведены в публикациях [6, 7]. Характеристика генезиса концептуальных основ и программных средств проектирования ИС и отраслевых платформенных решений представлена в статьях [8, 9]. Вопросы имплементации методов и технологий ИИ, когнитивного моделирования и управления знаниями освещены в работах [10, 11]. Возникновение, эволюция и перспективы концепции цифровых двойников характеризуются в публикациях [12, 13], а вопросы совершенствования методологии и инструментария их построения освещены в работах [14, 15]. Методические аспекты создания цифровых двойников в сфере экономической деятельности представлены в статьях [16, 17]. Зарубежный опыт характеристики применения цифровых двойников в умном сельском хозяйстве представлен в работах [18, 19]; сравнительному обзору эффективности внедрения цифровых двойников в агробизнесе посвящена статья [20]; характеристика построения системы управления точным земледелием для закрытого грунта на основе цифровых двойников с поддержкой модели прогнозного контроля приведена в публикации [21].

В работе [22] отмечено, что принцип минимизации затрат труда на обеспечение жизнедеятельности социально-экономических систем различного типа является одним из ключевых принципов развития нашей цивилизации, составляя базовое условие качества общественного прогресса, что естественно относится и к сфере управленческой деятельности. В этом контексте можно выделить три революционных периода развития теории и практики управления [23]: первый этап – организационная революция конца XIX – начала XX века, связанная с развитием разделения и специализации управленческой деятельности (накопление данных); второй – компьютерная революция середины XX века, связанная с развитием автоматизации управленческой деятельности (накопление информации); третий – когнитивная революция, проявившаяся в конце XX века и активно разворачивающаяся в настоящее время, связанная с развитием интеллектуальных технологий управления (накопление и использование знаний). Любая система управления использует информационный образ, порожаемый интегрированным набором характеристик объекта управления (ОУ): качественных и количественных, структурированных и неструктурированных; детерминированных и неопределенных. В условиях применения ком-

пьютерной техники, основанной на дискретной архитектуре вычислений, сбора, передачи и хранения информации, информационный образ управляемой и управляющей подсистем, а также их окружения, становится цифровой моделью (ЦМ) совокупности реальных сущностей и явлений.

Как часто бывает в области теоретических исследований, оригинальная идея для идентификации и объяснения того или иного феномена появляется существенно раньше закрепления соответствующего термина в научной литературе. Это характерно и для понятия «цифровой двойник». В содержательном смысле концепция цифрового двойника связана с именем М. Гривза, представившего в 2002 году свой подход создания виртуального пространства в публикации [24], вышедшей под влиянием идеи Д. Гелернтера 1991 года об описании реального объекта в «зеркальном мире» информационных образов, формируемых и обрабатываемых на компьютере [25]. В начале 90-х годов это методологическое предложение, перспективное с точки зрения теории информатики, получило признание специалистов, но не было реализовано из-за отсутствия подходящих ИТ и ПО. С прогрессом вычислительной и коммуникационной техники сформулированные ранее предложения получили импульс для продуктивной имплементации в распределенной среде интегрированных ИС и универсальных цифровых сервисов (ЦС).

2. Эволюция инструментов и стандартов проектирования и моделирования информационных систем

История автоматизации стартует примерно с середины прошлого века, когда сначала в оборонной и затем в хозяйственной и административной сферах начали активно применяться информационные управляющие системы. Тогда же предпринимались попытки унифицированного описания отдельных сущностей и явлений, включая сферу проектной, технологической, производственной и управленческой деятельности (CAD/САПР, САМ/АСУТП, MES/АСУП, ERP/АСУ). Естественно, что первые варианты нормативного регулирования задач информационного проектирования и моделирования появились в передовых странах конкурирующих социально-экономических формаций – СССР и США: ГОСТ 24.104-85 «Единая система стандартов автоматизированных систем управления. Авто-

матризованные системы управления. Общие требования» (введен в действие в 1987 году, обновив поколение стандартов с 1976 года); NIST Special Publication 500-167, “Information Management Directions: The Integration Challenge” (введен в действие в 1988 году). В первом архитектура ОУ определялась составом функций информационного обеспечения процесса управления [26]. Во втором использовалась пятиуровневая модель ОУ, предназначенная для организации, планирования и создания интегрированного набора взаимосвязанных и упорядоченных архитектур селективного информационного описания слоев управления [27]. В итоге оба подхода сводились к оперированию понятиями, позднее определяемыми как область бизнес-архитектуры предприятия.

Текущий этап автоматизации производства и управления в социоэкономических системах связан с началом создания на рубеже веков распределенной цифровой инфраструктуры центров хранения и обработки информации с большими объемами накопления данных и возрастающим трафиком в глобальной интернет-среде электронных коммуникаций множества подключенных и автономных интеллектуальных устройств (ИУ), в т. ч. мобильных. Первые международные стандарты ISO в области информационного моделирования объектов с позиций управления их жизненным циклом приняты позднее: для инженерно-конструкторского проектирования в 2002 году (ISO/IEC 15288 “System engineering – System life cycle processes”) [28]; для архитектурно-строительного проектирования в 2012 году (ISO/TS 12911 “Framework for building information modelling (BIM) guidance” [29]); для проектирования ИС промышленных предприятий в 2017 году (IEC PAS 63088:2017 “Smart manufacturing – Reference architecture model industry 4.0 (RAMI4.0)” [30]). Квалификационным признаком цифровой модели, отличающей ее от классической информационной модели, допускающей традиционное документационное оформление реестров информационного описания элементов и связей, а также регламентов процедур для организации различного вида, является поддержка дискретных форматов хранения и обработки данных для компьютерной реализации функций описания элементов и связей для той или иной сущности, а также представлений о ней.

В области разработки и применения цифровых моделей на основе обобщения концептуальных подходов, инструментальных возможностей и практи-

ческого опыта уже имеются институализированные требования, относящиеся к цифровым описаниям трех классов объектов – проектируемых/производимых продуктов (изделий), проектируемых/строющихся зданий (сооружений) и функционирующих/создаваемых производственных предприятий:

- ◆ ГОСТ Р 57700.37-2021: «Цифровая модель изделия – система математических и компьютерных моделей, а также электронных документов изделия, описывающая структуру, функциональность и поведение вновь разрабатываемого или эксплуатируемого изделия на различных стадиях жизненного цикла» [31] (исходная база – ISO 23247-1:2021 [32]);
- ◆ ГОСТ Р 58439.1-2019: ИМ – «совокупность структурированных и неструктурированных информационных контейнеров, представляющая собой единый достоверный источник информации по проекту (активу) на всех или отдельных стадиях его жизненного цикла» [33], т. е. ИМ проекта стадии его строительства и ИМ актива стадии его эксплуатации (исходная база – ISO 19650-1:2018 [34]);
- ◆ ГОСТ Р 59799-2021: эталонная или референсная модель – ИМ промышленного объекта физического мира, определяющая описание его эталонной архитектуры, «представленную в виде многоуровневого (многослойного) куба и отображающую технические объекты (активы) в виде уровней с возможностью описания и прослеживания в течение их жизненного цикла, с учетом принадлежности их к технической и/или организационной иерархии» [35] (исходная база – IEC PAS 63088:2017 [30]).

Однако, как отмечает исследователями и разработчиками, полной системы фактически устоявшихся и нормативно закрепленных терминов в области информационного моделирования объектов (сущностей) и процессов (явлений) реального мира к настоящему моменту не сформировалось [36]. Обзор состава и применения стандартов цифровизации на основе концепции цифровых двойников и технологий IoT представлен в аналитическом отчете “Standardization strategy on IoT and Digital Twin – ISO/IEC JTC 1/SC 41” [37].

Обратимся к содержанию понятий, вводимых в стандарте ISO 23247: «Цифровой двойник изделия – система, состоящая из цифровой модели изделия и двусторонних информационных связей с изделием (при наличии изделия) и (или) его составными ча-

стями» [32]. Отметим, что указанный стандарт содержит дополнительные положения, раскрывающие содержательные аспекты вводимого термина, которые приводят к следующей трактовке определения цифрового двойника, который рассматривается как цифровая модель «конкретного физического элемента или процесса с подключениями к данным, которая обеспечивает конвергенцию между физическим и виртуальным состояниями с соответствующей скоростью синхронизации» [32].

Учитывая общие характеристики рассмотренных выше понятий и ключевые особенности построения целенаправленной деятельности активных субъектов социальных отношений, применительно к организационным системам хозяйственного типа с учетом нотаций и практики формализации управления коммерческими предприятиями [38] и информационными ресурсами [39], можно дать уточненную формулировку терминов «цифровая модель» и «цифровой двойник»:

- ♦ цифровая модель организации (digital model of organization) есть система математических и компьютерных моделей, аналитических и эвристических алгоритмов, а также электронных шаблонов и документов, представляющая в среде компьютерного хранения и обработки данных общую схему построения и деятельности организации на основе описания её бизнес-архитектуры (активы и ресурсы), бизнес-процессов (регламенты и процедуры) и ИТ-инфраструктуры (программы и данные);
- ♦ цифровой двойник организации (digital twin of organization) есть система, состоящая из цифровой модели организации и поддерживающего работу с ней ПО с набором функциональных компонент, которые позволяют аккумулировать, обрабатывать, визуализировать, анализировать, контролировать и прогнозировать на требуемый и допустимый период упреждения совокупность необходимой информации для формирования достаточного набора показателей при характеристике деятельности организации и обосновании управленческих решений на основе извлечения накопленных в цифровой среде организации данных и знаний.

Отличительной характеристикой введенного определения понятия «цифровая модель организации» в сравнении, например, с используемой трактовкой [39] является выделение отдельных структурных эле-

ментов описания сущностей «бизнес-архитектура» и «бизнес-процессы». Это представляется важным, поскольку в прикладной области цифрового моделирования присутствует естественная вариативность для отображения связей типа «m:n» между сущностями в конструкции цифровой модели при различных схемах построения бизнеса в организационной системе хозяйственного вида. Предложенное уточнение определения понятия «цифровой двойник» в сравнении, например, с приведенной в работе [12] обобщенной дефиницией связано со смещением акцента с моделирования автоматического взаимодействия в физической и виртуальной среде функционирования хозяйственного объекта с автоматическим обменом данными на описание контура субъективного восприятия информации в управляющей подсистеме организации при обосновании и принятии необходимых решений по регулированию ее деятельности и развития в разрезе целевых и контрольных показателей оценки эффективности.

Концепты «цифровая модель» и «цифровой двойник» организации, исходя из электронной формы их существования в целях управления конкретной бизнес-системой, должны быть инвариантны архитектуре действующего комплекса вычислительного, коммуникационного, накопительного, энергетического и иного обеспечивающего бесперебойное функционирование ИС оборудования, а также соответствовать номенклатуре поддерживаемых информационных ресурсов и программных продуктов. Отметим также важный аспект оценки проектов ЦТ на основе подхода описания эталонной референсной модели предприятия RAMI 4.0 [30]. Прогресс технологий непрерывен и динамичен, поэтому сформированные для концепции «Индустрии 4.0» нормативные положения стандарт IEC PAS 63088:2017, положенного в основу разработки российского аналога ГОСТ Р 59799-2021, к сожалению, уже можно считать устаревшими. Здесь принципиальное значение имеет следующее обстоятельство: перешедшие в практическую плоскость проекты цифровизации на основе концепций «Общество 4.0» и «Индустрия 4.0» в соответствии с общей логикой непрерывных инноваций осуществляются уже в условиях перехода от концепции «Общество 5.0» (гуманизация автоматизации) к концепции «Общество 6.0» (интеллектуализация автоматизации). Вовлечение через модели/методы ИИ больших объемов цифровой информации и знаний в концепциях Индустрий 5.0 и 6.0 приводит к необходимости дополнить миры ЦМ. При отражении физического мира (physical

world) в информационный мир (information world) наряду с миром состояний (status world), миром моделей (models world) и архивным миром (archive world) должен появиться прогнозный мир (predictive world) или мир будущего (future world), как интеграция представлений о будущем, отражающих проекцию накопленных данных и знаний на предполагаемое (предсказанное методами, погруженными в мир моделей) состояние бизнес-системы.

Потенциально ожидаемые и фактически оцениваемые эффекты цифровизации в национальной экономике, включая сферу АПК, связаны с характеристиками процесса интенсификации замещения труда капиталом, направляемым на приобретение основных средств в виде РТ и ИУ, а также нематериальных активов: баз данных и знаний, цифровых решений. В совокупности ЦТ в АПК позволят оперативно и адресно учитывать изменение условий выполнения технологических операций полного цикла производства, нивелируя различия режимов ведения работ на открытом и закрытом грунте при учете дифференциации характеристик рассредоточенных сельскохозяйственных угодий и сельскохозяйственных строений в ведущих подотраслях (растениеводстве, животноводстве и др.) [40].

3. Условия и направления формирования цифрового сельского хозяйства

Совершенствование системы ведения сельского хозяйства осуществляется при приоритетной ЦТ агробизнеса на основе широкого внедрения технических средств и программных решений для

роботизации и интеллектуализации технологий производства и управления в АПК. Полное раскрытие возможностей и реализация потенциала цифровых инноваций, связаны с соответствующей синхронизацией структурного и функционального преобразования системы и механизма взаимодействия экономических агентов различного типа (правовой формы организационной схемы и поведенческой модели хозяйствующего субъекта в бизнес-пространстве).

В таблице 1 представлена характеристика адаптации моделей бизнес-системы, производства и менеджмента в сфере АПК под влиянием внедрения цифровых технологий и ИИ для систем ведения сельского хозяйства (открытые и закрытые производственные объекты: угодья/поля и строения/сооружения агропредприятия).

Технологические аспекты преобразования экономической системы (ЭС) ведения сельскохозяйственного производства полного цикла в современных условиях определяются ролью базовых трендов инновационного развития сферы АПК, осуществляемом на интегрированной основе и под влиянием прогресса ИТ:

- 1) производственных (умное производство);
- 2) организационных (умное управление);
- 3) отраслевых:
 - а) биоинженерных – умная генетика;
 - б) аграрных – умное земледелие;
 - в) экологических – органическое и зеленое земледелие.

Таблица 1.

Направления реализации проекта ЦТ предприятия АПК и их характеристики

Сферы и направления цифровизации АПК	Ключевые субстантивные задачи
Трансформация модели агробизнеса (бизнес-система)	Инновационная ориентированность (рыночное позиционирование) Социальная ответственность (политическая мотивация) Экологическая нейтральность (поколенческая преемственность)
Трансформация модели агропроизводства	Специализированная рациональность (локализация ассортимента) Технологическая достаточность (полнота операций) Техническая автономность (оптимизация парка)
Трансформация модели агроменеджмента	Динамическая проактивность (оценка конъюнктуры рынков) Оперативная адаптивность (мониторинг условий) Комплексная эффективность (оценка влияний)

Ключевым моментом описания производственных систем в стандартах информационного моделирования является рассмотрение совокупности активов реального хозяйственного объекта, вовлеченных в процесс создания добавленной стоимости. На *рисунке 1* приведена возможная схема описания сетевой среды функционирования умного агропредприятия. Здесь принципиальное значение имеет рассмотрение сельхозпроизводства в АПК как открытой системы с комплексом внешних связей (в т. ч. регулирующего характера со стороны органов публичной власти соответствующего уровня), а также отражение полного цикла ведения сельского хозяйства с операциями замыкающих и утилизирующих технологий для выполнения требований экологической нейтральности и гармонизации отноше-

ний со стейкхолдерами при реализации требований социальной ответственности в ареале локации агробизнеса при обеспечении комплексного развития территорий и создания высокотехнологичных и высокооплачиваемых рабочих мест (в т. ч. для удержания молодых кадров в сфере АПК).

ЦТ позволяет на новом качественном уровне решить задачи механизации и автоматизации сельхозпроизводства, расширяя спектр возможностей эффективного применения автономных роботизированных машин и механизмов (в стационарном и мобильном исполнении) и доверенного ИИ (при формировании ИС и ИТ), что наиболее рациональным образом осуществляется в рамках платформенной интеграции [1]. Современные организационно-технические решения кардиналь-

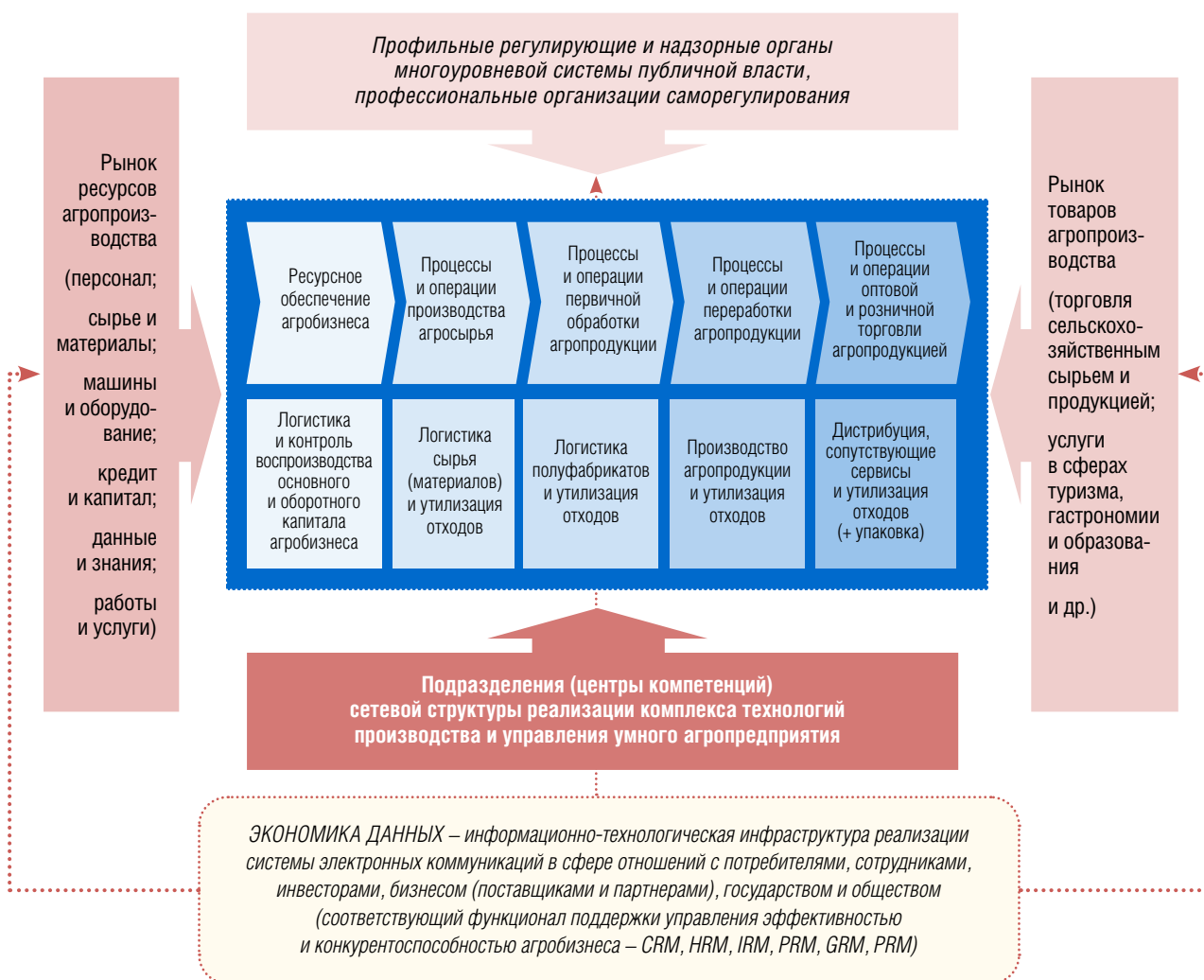


Рис. 1. Схема процесса создания добавленной ценности агропредприятия полного цикла сельхозпроизводства в цифровой среде.

но меняют модель и среду агробизнеса, но главное состоит в обеспечении гибкости решений для внедрения универсальной и специализированной РТ и ИУ сельхозназначения [41], помогая преодолению бюджетных ограничений проведения проектов ЦТ за счет рациональной и эффективной настройки на профиль и масштаб деятельности сельхозпроизводителей.

Важно учесть, что исторически в первую очередь регламентировалась разработка информационных моделей для технических систем (ТС). Особенность ОС состоит в активной роли субъективного фактора, обуславливающего гибкий и вариативный характер настройки механизма реализации целенаправленной деятельности, ориентированной на предполагаемый и необходимый результат исходной функциональности системы, но допускающей ситуативную и кардинальную смену намеченных планов. Неопределенность условий ведения сельского хозяйства предполагает существование определенных резервов времени для реакции на резкие воздействия природно-климатических факторов, обесценивающих результаты ранее выполненных сезонных работ и требующих оперативной корректировки графика последующих технологических операций на сохранивших потенциал продуктивности угодьях. Соответствующая ЦМ, отражая и учитывая цели и задачи управляющей подсистемы как интегрирующей и «оживляющей» части ОС, должна быть ориентирована на СППР (компоненты которой отражают механизм управления развитием ОС в неопределенной среде социальных отношений с множеством активных элементов, имеющих свои мотивы, ориентиры и цели деятельности [42]).

Объединяя базовые характеристики рассмотренных понятий и учитывая ключевые особенности сельскохозяйственной деятельности, можно дать следующее определение: *цифровая модель экономической системы умного сельскохозяйственного предприятия* представляет собой единый компьютеризированный комплекс электронного описания его построения и деятельности в разрезе подразделений, согласованно участвующих в производственном процессе преобразования имею-

щихся ресурсов с использованием имеющегося производственного потенциала, включая вовлекаемые в хозяйственный оборот роботизированные и интеллектуальные системы и актуализируемые в цифровой среде данные и знания, в сельскохозяйственную продукцию производственного и потребительского назначения для последующей реализации на рынке по соответствующей качеству конкурентной цене для покрытия совокупных издержек (инвестиционных, производственных, управленческих, коммерческих) с достижением приемлемого для владельца агробизнеса уровня рентабельности собственного капитала. На наш взгляд, при расширении традиционной трактовки понятия «экономическая система» в сельском хозяйстве, представленного, например, в публикации [5], необходимо, кроме технических и технологических аспектов перехода к точному земледелию, особенно выделить роль данных и знаний в электронной среде деятельности сельскохозяйственной организации как фактора повышения эффективности традиционных и инновационных факторов производства. Основываясь на уточнении содержания и характеристик общего понятия ЦМ, представленное ранее определение ЦМ ЭС умного агропредприятия можно считать релевантным условиям ведения агробизнеса в цифровой среде. Введенное определение адекватно отражает роль роботизированных и интеллектуальных систем в составе основных фондов, а также включение в воспроизводственные процессы сельхозорганизации поддержание в рабочем состоянии активов в виде цифровой базы данных и знаний как основы принятия обоснованных и оперативных решений в точном земледелии.

Уместно акцентировать не столько отсутствие стандартов информационного моделирования для ОС общего типа³, но критическую необходимость в адаптации – отражение в составе факторов производства цифровых данных и специальных знаний, вовлекаемых в технологии производства и управления на основе РТ и ИИ. С теоретических позиций описание содержания постановок и процессов реализации задач организационного управления, придерживаясь четырехуровневой нотации управленческих аспектов ГОСТ-Р-МЭК-622641-2014

³ С некоторым допущением и ограничением трактовки ЦМ производственного предприятия можно считать универсальными и приемлемыми для хозяйственной деятельности в целом. Базой для характеристики ЦМ ОС допустимо принять понятие цифровой фабрики с эталонной моделью архитектуры Индустрии 4.0 (RAMI 4.0), при описании компонентов которой на основе административной оболочки используется принцип вложенности структур.

«Интеграция систем управления предприятием» [43], целостная конструкция ЦМ должна включать и следующий по иерархии уровень детализации описания ОС. Наряду с заданием основных параметров графика производства, использования материала, перевозок, доставки, определения уровня запасов, оперативного производственного управления и др. требуется определить также характеристики механизма тактического (в части рыночного позиционирования компании, Level 5.1, ритм: год и ниже) и стратегического (в части регулирования инвестиционного цикла компании, Level 5.2, ритм: год и выше) управления.

В рамках настоящего исследования в характеристике структурированного электронного описания агропредприятия отражена именно цифровая модель его ЭС, как теоретическая конструкция реального производственного (хозяйственного) объекта, целевой функцией которого является выпуск востребованного на рынке продукта способом и объемом, приносящим стейкхолдерам приемлемый финансовый результат. При этом, учитывая современные тенденции использования модели многофункционального развития сельских территорий [44, 45], важнейший аспект информационного моделирования связан с рассмотрением полного цикла сельскохозяйственного производства в условиях применения роботизированных и ИУ при соблюдении норм и правил экологической нейтральности и социальной ответственности в ареале агробизнеса. Раскроем проблему построения цифровой модели экономической системы (ЦМ ЭС) УАП с ориентацией на использование в агробизнесе рентабельных замыкающих технологий.

4. Построение цифровой модели экономической системы умного агропредприятия

Среди главных драйверов преобразований хозяйственной сферы общества – активизация новых элементов в составе факторов производства: включение информации и знаний в состав цифровых компонентов описания капитала и ресурсов предприятия позволяет корректно специфицировать и дифференцировать роль традиционных и инновационных факторов производства в условиях ЦТ. В экономике данных/знаний интеллектуальный капитал в цифровом пространстве хозяйственных взаимодействий способствует созданию дополнительной ценности совокупным капиталом компа-

нии, вовлекаемом в новый механизм информационного обмена с бизнес-партнерами.

Генерирование и использование данных и знаний в цифровой среде требует существенных капитальных и текущих издержек. При этом проекты их включения в организацию и реализацию технологических и административных процессов отличаются различными моделями финансирования создания соответствующей ИТ-инфраструктуры компании. Степень сочетания процессов создания, накопления и потребления цифровых информационных и знаниевых активов может быть разной: от полного самообеспечения до полного аутсорсинга, т. е. экономический агент может: 1) самостоятельно создавать и развивать цифровую инфраструктуру умного агропроизводства с аккумуляцией необходимых сведений для баз данных и знаний; 2) частично использовать только отдельные внешние сервисы по предоставлению данных и знаний, услуг по их обработке и вовлечению во внутренние бизнес-процессы ведения сельского хозяйства на основе роботизированных и интеллектуальных технологий.

Цифровые стандарты и форматы описания данных и знаний определяют в составе нематериальных активов общие/глобальные и частные/локальные ресурсы обеспечения производственной деятельности как ассоциированные с трудом элементы интеллектуального капитала организации (сотрудники как компетентные носители и квалифицированные пользователи цифровых факторов производства в экономике знаний). Общий контур связей в схеме построения ЭС агропредприятия с выделением механизма регенерации информации и знаний как интеллектуальных факторов производства приведен на *рисунке 2*.

На *рисунке 2* представлена характеристика расширения материальных, энергетических, финансовых и информационных потоков когнитивными связями в цепочке приращения ценности бизнеса. На схеме использованы следующие обозначения характеристик: $I\&K$ – массив данных и знаний агропредприятия; коммуникации с бизнес-средой, $X_{I\&K}$ – потребляемый информационный ресурс ($X_{I\&K} = P(I\&K)$), $Y_{I\&K}$ – производимый информационный продукт ($Y_{I\&K} = S(I\&K)$). Традиционная модель ЭС как черного ящика для описания производственного объекта с преобразованием «вход – выход» и использованием контура обратной связи для регулирования процесса функционирования



Рис. 2. Схема описания ЭС УАП: кибернетический подход в условиях ЦТ.

дополнена включением в состав входных ресурсов данных и знаний о ведении точного земледелия, а также отражением их использования при выработке управляющих воздействий (решений) для поддержания эффективности цифровой трансформации агробизнеса.

На рисунке 3 представлена схема, характеризующая состав и связи основных и обеспечивающих бизнес-процессов в системе ведения умного сельского хозяйства. Отметим, что в цифровой экономике ключевыми особенностями данных и знаний как товара являются: 1) неуничтожимость в производстве и 2) неисчерпаемость в потреблении, поэтому в представленной на рисунке 3 цепочке создания добавленной ценности в стоимостной оценке результата (объем выпуска агропродукции и оказания сопутствующих услуг) на выходе ЭС присутствует элемент приращения общей полезности финансовых вложений в воспроизводство информации и знаний.

Общепринятый подход к реинжинирингу бизнес-процессов позволяет на схеме рисунка 3 дета-

лизовано раскрыть характеристики процесса создания добавленной ценности в агропредприятии (рис. 1) на примере растениеводства. Представленные на схеме взаимосвязи всех типов бизнес-процессов позволяют отразить общую логику выполнения технологических операций полного цикла сельхозпроизводства с утилизацией отходов по стадиям переработки агросырья в агропродукцию (отметим, что требование экологической нейтральности распространяется и на сферу оптовой и розничной реализации агропродукции при прослеживаемости маркированных цифровыми метками упакованных/расфасованных партий в каналах дистрибуции, особенно в собственной торговой сети агропредприятия, что облегчает утилизацию отходов в торговле).

Создание ЦМ ЭС в концептуальном и функциональном плане связано с решением задач описания бизнес-модели УАП (его бизнес-архитектуры и бизнес-процессов), которая лежит в основе дальнейшего построения ЦП поддержки технологий производства и управления.

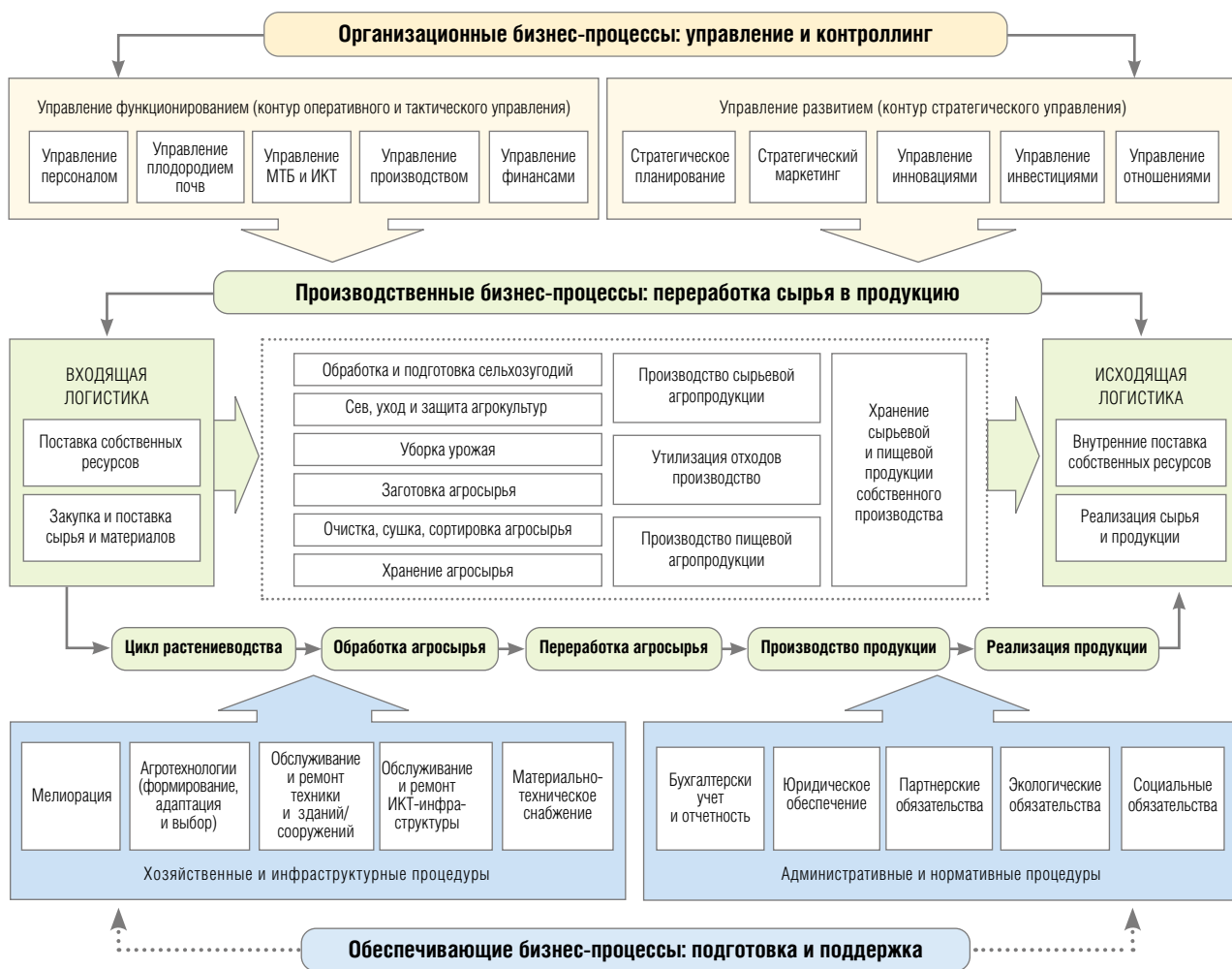


Рис. 3. Состав и связи основных бизнес-процессов УАП по стадиям полного цикла сельскохозяйственного производства.

Архитектура ЦМ ЭС непосредственно зависит от принятой модели управления деятельностью и развитием УАП. Поэтому ЦМ любой ОС, включая сферу АПК, детерминирована составом решаемых управленческих задач в разрезе функций управления, а также порядком разработки и реализации решений в рамках процедур управления (т. е. функционал ЦП управления верхнего уровня, в отличие ориентированной на только производственную сферу RAMI 4.0, поддерживает формирование ансамбля и каскада решений для организации и регулирования полной совокупности бизнес-процессов: технологических, операционных, обеспечивающих, вспомогательных, административных и др.). Содержание и параметры управленческих задач предопределяют состав методов и моделей в базе знаний ЦП для разработки проектов решений

по стадиям и сферам управления: стратегическое, тактическое и оперативное планирование деятельности агропредприятия.

Характеристика построения информационно-алгоритмического обеспечения ЦМ ЭС агропредприятия в рамках реализации периодической процедуры апостериорной и априорной оценки функционирования агробизнеса на основе электронного описания ЭС в терминах форм ключевых документов финансового планирования и отчетности приведена на рисунке 4.

Укрупненное представление функциональных блоков ЦМ ЭС УАП дает возможность комплексно охватить весь спектр задач управления сельхозпроизводством полного цикла, но не позволяет раскрыть характер сущностей и связей в отдель-

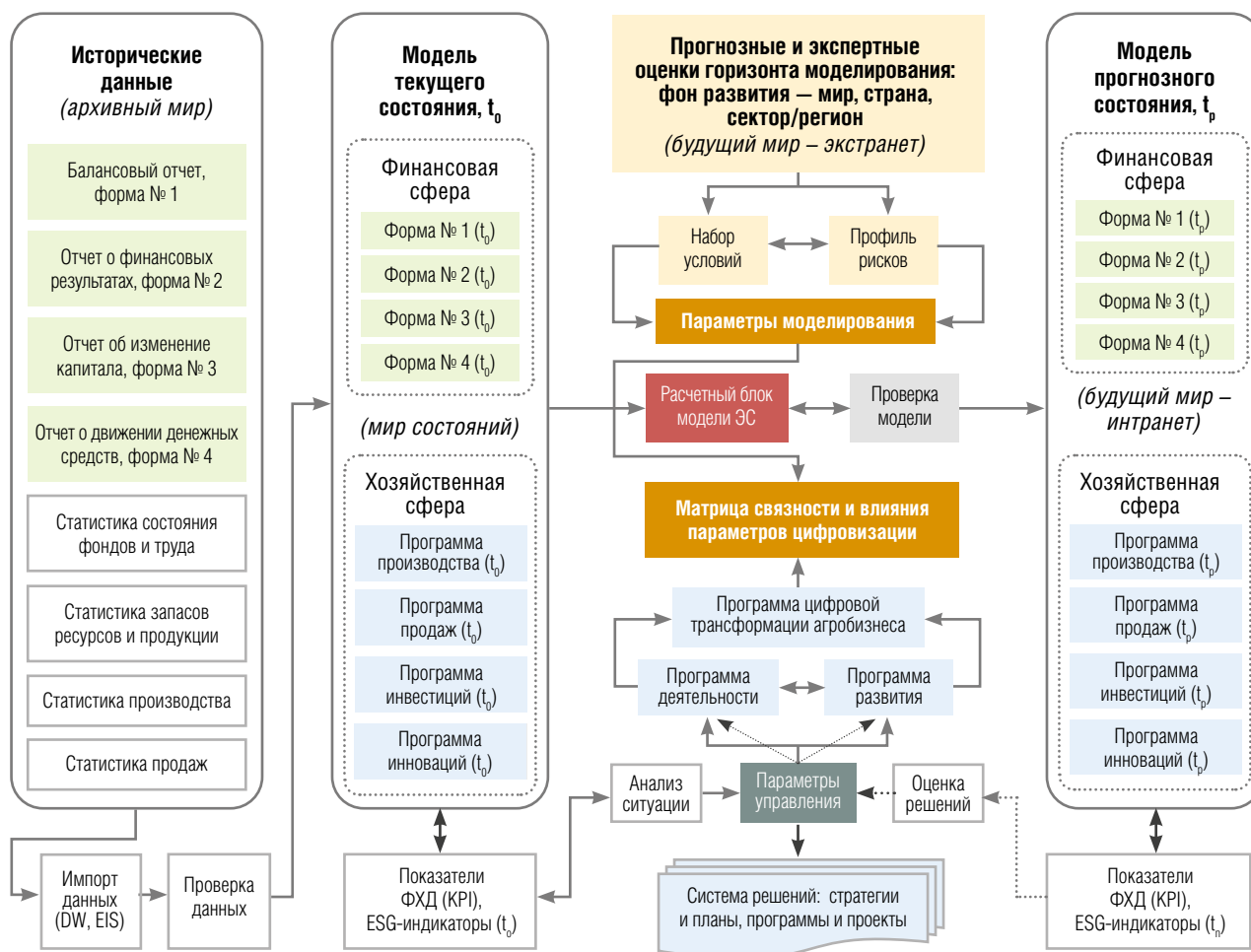


Рис. 4. Схема информационного и алгоритмического сопровождения ЦМ ЭС УАП в проекции описания архитектуры ЦП поддержки технологий производства и управления.

ных структурных элементах. Например, важно отметить, что с учетом распределенного механизма взаимодействия владельцев электронных данных различного назначения – от почвенных датчиков до систем дистанционного зондирования угодий, а также центров их обработки (см. блок «Импорт данных» на схеме рисунка 4) для использования ЦМ ЭС как основы создания ЦП УАП обязательным требованием становится ориентация на мультидоменную организацию цифровых сервисов, поддерживающих федеративную инфраструктуру хранения данных и управления вычислениями. Анализ представленной архитектурной концепции построения ЭС и ЦП УАП показывает, что платформенное решение для системы ведения умного земледелия должно разрабатываться прежде всего с учетом гетерогенного характера данных и ал-

горитмов, используемых в системе управления агропредприятием в цифровой среде. Поэтому при следовании традиционным принципам проектирования ИС (модульность, адаптивность и масштабируемость) важно учесть требование мультимодальности режимов активизации ЦМ ЭС в рамках ЦП УАП, предполагающее доменно-ориентированное децентрализованное владение сервисами, данными и знаниями.

Создаваемые ЦМ ЭС и прототип ЦП УАП могут рассматриваться как основа формирования модельного комплекса для аналитической компоненты базы знаний цифровой платформы поддержки технологий производства и управления АПК в условиях обеспечения экологической нейтральности и социальной ответственности полного цикла си-

стемы ведения сельского хозяйства. При этом основными целями создания цифровой модели ЭС полного цикла сельскохозяйственного производства являются:

- ◆ формирование и оценка проектных вариантов плана сельхозпроизводства на основе прогнозирования погодных-климатических и финансово-экономических характеристик условий выполнения комплекса сезонных работ и операций ведения агробизнеса;
- ◆ анализ, прогноз и планирование функционирования и развития агробизнеса с учетом характеристик динамики развития и конъюнктуры локального и глобального рынка агропродукции;
- ◆ анализ, оптимизация и адаптация вариантов проекта/программы цифровой трансформации агропредприятия для целевых и фоновых характеристик развития агробизнеса в условиях внедрения ЦП в ареале регионального АПК.

Основные задачи, решаемые с использованием ЦМ ЭС УАП в рамках механизма управления развитием агробизнеса в условиях цифровой экономики, отражают функциональные аспекты реализации производственного потенциала накопленных данных и сформированных знаний об условиях подготовки и ведения сезонных сельхозработ при оптимизации закупок и продаж. Извлечение знаний будет полнее и точнее для актуализированных и верифицированных значений показателей в разрезе поколений наборов цифровых данных о реализации полного производственного цикла. Ключевой момент здесь – это формирование согласованного набора требований к информационно-технологическому и информационно-аналитическому обслуживанию совокупности пользователей интегрированной ИС агропредприятия (агрохолдинга/агрокластера) с каналами внешних информационных и когнитивных коммуникаций. При построении в сетевой среде хозяйственной деятельности эффективной мультимодальной и мультимодульной ЦП УАП верхнего уровня основным требованием является формирование механизма интеграции функций и данных внешних платформ [38]. В парадигме проектной деятельности ЦТ необходимо придерживаться логики перехода от интеграции сервисов к интеграции платформ, отвечающей задаче распределения ответственности за качественные цифровые ресурсы различных владельцев на

основе федеративного принципа построения доменной инфраструктуры ЦП ИС.

Заключение

Ориентиры и приоритеты стратегии национального развития делают актуальным проведение оценки состояния концептуальных и институциональных основ информационного моделирования бизнес-систем в России. При анализе текущих проблем установлено, что высокотехнологичная сфера деятельности в экономике всегда опережает используемые рамки нормативного регулирования, поскольку инновационные решения возникают зачастую вне области сложившегося порядка, в т. ч. в критически важном секторе национальной экономики – сельском хозяйстве. Модернизация отечественного АПК на основе возможностей современных ИТ и ЦП в условиях отставания механизмов унификации и стандартизации разработки интегрированных ИС поддержки технологий точного земледелия затрудняет решение задач обеспечения продовольственной безопасности и технологической независимости страны. В рамках исследования был поставлен и решен ряд взаимосвязанных задач в области: идентификации особенностей и определения параметров стандартизации разработки цифровых двойников для хозяйственных систем организационного типа; определения и обоснования структуры ЦМ предприятия АПК; спецификации процессной модели организации системы ведения умного сельского хозяйства в условиях ЦТ; обоснования рекомендаций по использованию ЦМ ЭС УАП при построении ЦП управления полным циклом сельскохозяйственного производства для поддержки комплекса базовых задач обоснования и принятия управленческих решений. Результаты исследования могут быть использованы при разработке положений национального стандарта или правил создания цифровых двойников предприятий и организаций АПК, расширяющих сферу регламентации с процессов информационного моделирования технических систем на область построения цифровых моделей организационных систем универсального типа. ■

Благодарности

Статья выполнена при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации, Соглашение № 075-15-2024-542.

Литература

1. Писарева О. М., Белоусова М. Н., Стефановский Д. В. Современные тенденции цифровой трансформации российских предприятий АПК полного цикла производства // Российский журнал менеджмента. 2024. Т. 22. № 3, С. 541–572. <https://doi.org/10.21638/spbu18.2024.308>
2. Сосфенов Д. А. Цифровой двойник: история возникновения и перспективы развития // Интеллект. Инновации. Инвестиции. 2023. № 4. С. 35–43. <https://doi.org/10.25198/2077-7175-2023-4-35>
3. Digital twin: Origin to future / M. Singh [et al.] // Applied System Innovation. 2021. Vol. 4. No. 2. Article 36. <https://doi.org/10.3390/asi4020036>
4. Каманина А. Н. Перспективы технологического развития сельского хозяйства: цифровые платформенные решения // Инновации и инвестиции. 2023. № 10. С. 463–467.
5. Васильев Н. П., Протопопова Л. Д., Даянова Г. И., Крылова А. Н., Никитина Н. Н. Формирование единой цифровой платформы сельского хозяйства региона // Международный сельскохозяйственный журнал. 2024. Т. 67. № 1(397). С. 53–56. https://doi.org/10.55186/25876740_2024_67_1_53
6. Монахов С. В., Уколова Н. В. Цифровая трансформация трансфера технологий в сельском хозяйстве: создание и использование цифровых платформ // АПК: экономика, управление. 2022. № 6. С. 25–32. <https://doi.org/10.33305/226-23>
7. Моторин О. А., Стукалин А. В. Вопросы классификации платформенных решений в контексте исследования цифровых платформ сельского хозяйства // Техничко-технологическое обеспечение инноваций в агропромышленном комплексе: материалы II Международной научно-практической конференции, Мелитополь, 28–29 ноября 2023 года. Мелитополь: Мелитопольский государственный университет, 2023. С. 292–296. [Электронный ресурс]: https://elibrary.ru/download/elibrary_58638908_89068276.pdf (дата обращения 26.05.2025).
8. Кульба В. В., Меденников В. В., Микулец Ю. И. Эволюция проектирования информационных систем: от синтеза на отдельных предприятиях к синтезу оптимальных отраслевых цифровых платформ // Вестник Московского гуманитарно-экономического института. 2020. № 1. С. 132–148.
9. Жукова М. А., Улезько А. В. Концептуальный подход к формированию цифровой платформы агропродовольственного комплекса // Вестник Воронежского государственного аграрного университета. 2020. Т. 13. № 4(67). С. 238–250. <https://doi.org/10.17238/issn2071-2243.2020.4.238>
10. Райков А. Н. Концепция цифровой платформы российского сельского хозяйства, обеспечивающая сходимость к целям // Информатизация и связь. 2021. № 1. С. 64–73. <https://doi.org/10.34219/2078-8320-2021-12-1-64-73>
11. Зацаринный А. А., Меденников В. И., Райков А. Н. Интеграция приложений искусственного интеллекта в единую цифровую платформу АПК // Информационное общество. 2023. № 1. С. 127–138. https://doi.org/10.52605/16059921_2023_01_127
12. Сосфенов Д. А. Цифровой двойник: история возникновения и перспективы развития // Интеллект. Инновации. Инвестиции. 2023. № 4. С. 35–43. <https://doi.org/10.25198/2077-7175-2023-4-35>
13. Курганова Н. В., Филин М. А., Черняев Д. С., Шаклеин А. Г., Намиот Д. Е. Внедрение цифровых двойников как одно из ключевых направлений цифровизации производства // International Journal of Open Information Technologies. 2019. Vol. 7. No. 5. P. 105–115. [Электронный ресурс]: https://elibrary.ru/download/elibrary_38215110_78228890.pdf (дата обращения 26.05.2025).
14. Васильев А. Н., Тархов Д. А., Малыхина Г. Ф. Методы создания цифровых двойников на основе нейросетевого моделирования // Современные информационные технологии и ИТ-образование. 2018. Т. 14. № 3. С. 521–532. <https://doi.org/10.25559/SITITO.14.201803.521-532>
15. Петров А. В. Имитация как основа технологии цифровых двойников // Вестник Иркутского государственного технического университета. 2018. Т. 22. № 10. С. 56–66. <https://doi.org/10.21285/1814-3520-2018-10-56-66>
16. Макаров В. Л., Бахтизин А. Р., Бекларян Г. Л. Разработка цифровых двойников для производственных предприятий // Бизнес-информатика. 2019. Т. 13. № 4. С. 7–16. <https://doi.org/10.17323/1998-0663.2019.4.7.16>
17. Самосудов М. В. Ресурсный след деятельности как элемент цифрового двойника предприятия // E-Management. 2019. Т. 2. № 3. С. 38–47. <https://doi.org/10.26425/2658-3445-2019-3-38-47>
18. Alves R. G., Souza G., Maia R. F., Tran A. L. H. A digital twin for smart farming // IEEE Global Humanitarian Technology Conference (GHTC 2019), Seattle, WA, USA, 2019. P. 1-4. <https://doi.org/10.1109/GHTC46095.2019.9033075>
19. Verdouw C., Tekinerdogan B., Beulens A., Wolfert S. Digital twins in smart farming // Journal Agricultural Systems. 2021. Vol. 189. Article 103046. <https://doi.org/10.1016/j.agry.2020.103046>
20. Peladarinos N., Piromalis D., Cheimaras V., Tserepas E., Munteanu R. A., Papageorgas P. Enhancing smart agriculture by implementing digital twins: A comprehensive review // Sensors. 2023. Vol. 23. No. 16. Article 7128. <https://doi.org/10.3390/s23167128>
21. Integrating digital twins and MPC for sustainable greenhouse management in smart agriculture / A. Soussi [et al.] // IEEE Transactions on AgriFood Electronics. 2025. <https://doi.org/10.1109/tafe.2025.3572808>
22. Писарева О. М. Методы аналитики как инновационный потенциал развития теории и практики управления // Аналитический вестник: Модели и методы в аналитической работе. 2011. 27(439). С. 16–31. [Электронный ресурс]: http://council.gov.ru/activity/analytics/analytical_bulletins/25903/ (дата обращения 06.02.2026).

23. Писарева О. М. Прогнозно-аналитическая деятельность в управлении развитием многоуровневых организационных систем: монография. М.: Издательский дом ГУУ, 2013.
24. Grieves M. Product lifecycle management: The new paradigm for enterprises // *International Journal of Product Development*. 2005. Vol. 2. No. 1/2. P. 71–84. <https://doi.org/10.1504/IJPD.2005.006669>
25. Gelernter D. *Mirror worlds: Or: The day software puts the universe in a shoebox... How it will happen and what it will mean*. Oxford, UK: Oxford University Press, 1991. <https://doi.org/10.1093/oso/9780195068122.001.0001>
26. ГОСТ 24.104-85. Единая система стандартов автоматизированных систем управления. Автоматизированные системы управления. Общие требования. М.: Стандартинформ, 1985.
27. NIST Special Publication 500-167. *Information Management Directions: The Integration Challenge*. Gaithersburg, MD, USA, 1987.
28. ISO/IEC 15288. *System engineering – System life cycle processes*. Geneva, Switzerland: International Organization for Standardization, 2002.
29. ISO/TS 12911. *Framework for building information modelling (BIM) guidance*. Geneva, Switzerland, 2012.
30. IEC PAS 63088:2017. *Smart manufacturing – Reference architecture model industry 4.0 (RAMI4.0)*. Geneva, Switzerland, 2017.
31. ГОСТ Р 57700.37-2021. Компьютерные модели и моделирование. Цифровые двойники изделий. Общие положения. М.: Российский институт стандартизации, 2021.
32. ISO 23247-1:2021. *Automation systems and integration. Digital twin framework for manufacturing. Part 1: Overview and general principles*. Geneva, Switzerland, 2021.
33. ГОСТ Р 58439.1-2019. Организация информации об объектах строительства. Информационный менеджмент в строительстве с использованием технологии информационного моделирования. Часть 1: Понятия и принципы. М.: Стандартинформ, 2019.
34. ISO 19650-1:2018. *Organization of information about construction works. Information management using building information modelling. Part 1: Concepts and principles*. Geneva, Switzerland, 2018.
35. ГОСТ Р 59799-2021. Умное производство. Модель эталонной архитектуры индустрии 4.0 (RAMI 4.0). М.: Российский институт стандартизации, 2021.
36. Lu Y., Xu X., Wang L. Smart manufacturing process and system automation – A critical review of the standards and envisioned scenarios // *Journal of Manufacturing Systems*. 2020. Vol. 56. P. 312–325. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.010>
37. Coallier F. Standardization strategy on IoT and Digital Twin – ISO/IEC JTC 1/SC 41. Helsinki, Finland: IoT and DTw Workshop, 2024. [Электронный ресурс]: <https://sesko.fi/wp-content/uploads/2024/06/10-2024-ISO-IEC-Standardization-strategy-on-IoT-and-Digital-Twin-v1.0.pdf> (дата обращения 30.05.2025).
38. Кондратьев В. В. *Конструктор регулярного менеджмента*. М.: Инфра-М, 2015.
39. Исаев Р. А. *Управление ИТ-архитектурой организации: проектирование, анализ, оптимизация и трансформация: В 2-х т.* М.: Инфра-М, 2023.
40. Ковзунова Е. С., Руйга И. Р., Жирнова И. С., Шелевая В. С. Цифровые сервисы в агропромышленном комплексе: контент-анализ функциональных возможностей, проблемы и перспективы развития // *Продовольственная политика и безопасность*. 2024. Т. 11. № 2. С. 265–286. <https://doi.org/10.18334/ppib.11.2.120784>
41. Сибиряев А. С. Возможности использования цифровых платформ в сельском хозяйстве. Методический подход к процессу их внедрения // *Вестник НГИЭИ*. 2024. № 7(158). С. 123–133.
42. Матяш А. В., Багрин П. П., Андреева В. А., Миронова М. П., Самосудов М. В. Понятие «цифровой двойник» в применении к социальной системе // *Экономика: вчера, сегодня, завтра*. 2022. Том 12. № 10А. С. 428–440.
43. ГОСТ-Р-МЭК-622641-2014. *Интеграция систем управления предприятием*. М.: Стандартинформ, 2014.
44. Оборин М. С. Особенности кластерно-сетевой интеграции предприятий агропромышленного комплекса // *Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика*. 2024. Т. 59. № 5. С. 114–131. <https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-59-5-6>
45. Модернизация агропромышленного комплекса Севера и Арктики в условиях цифровой трансформации: концептуальные основы и проектные решения / Ю. В. Зворыкина и [др.] // *Арктика: экология и экономика*. 2025. Т. 15. № 1. С. 48–58. <https://doi.org/10.25283/2223-4594-2025-1-48-58>

Об авторах

Ольга Михайловна Писарева

кандидат экономических наук, доцент;

заведующая кафедрой, кафедра математических методов в экономике и управлении, директор, Институт информационных систем, Государственный университет управления, Россия, 109542, г. Москва, Рязанский проспект, д. 99;

E-mail: om_pisareva@guu.ru

ORCID: 0000-0002-6042-2657

Вячеслав Аркадьевич Алексеев

кандидат экономических наук;

заместитель директора, ООО «Рабус», Россия, 109004, г. Москва, Тетеринский переулок, д. 4, стр. 2;

научный сотрудник, Центр управления инжиниринговыми проектами, Государственный университет управления, Россия, 109542, г. Москва, Рязанский проспект, д. 99;

E-mail: va_alekseev@guu.ru

Дмитрий Владимирович Стефановский

кандидат технических наук;

заведующий кафедрой, кафедра информационных систем, Государственный университет управления, Россия, 109542, г. Москва, Рязанский проспект, д. 99;

E-mail: dv_stefanovskiy@guu.ru

Digital twinning in smart agribusiness: Towards a conceptual and methodological framework for organizational digital modelling

Olga Mikhailovna Pisareva ^a

E-mail: om_pisareva@guu.ru

Vyacheslav Arkadievich Alexeev ^{a,b}

E-mail: va_alekseev@guu.ru

Dmitry Vladimirovich Stefanovsky ^a

E-mail: dv_stefanovskiy@guu.ru

^a State University of Management, Moscow, Russia

^b Rabus LLC, Moscow, Russia

Abstract

At the present stage, the achievement of the set strategic goals of ensuring Russia's economic independence and technological leadership is associated with the development and implementation of domestic information and cognitive technologies. The country's agro-industrial complex, which is undergoing a complex process of digital transformation with the expansion of the use of robotic technology and intelligent systems, plays a special role in solving the basic tasks of maintaining state sovereignty. The development of platform solutions in agricultural production faces serious limitations and constraints on

the effective application of the “digital twin” concept, due to unresolved issues regarding the conceptual and institutional justification for their construction for organizational systems. In this regard, the aim of this study is to substantiate proposals for defining the concept of a digital model of an agricultural enterprise and the formation of a possible option for describing the economic system and basic business processes for conducting full-cycle smart agriculture. The application of content and logical analysis methods, and reengineering technology, allowed us to appropriately define a reference digital model of an enterprise in the agricultural sector and present a possible design for a digital model of the economic system of a smart agricultural enterprise. Definitions of the concepts of “digital model” and “digital twin” for organizational systems are proposed, clarifying existing definitions in terms of reflecting the variability of the description of the organization’s business model when displaying the entities of “business architecture” and “business processes” as separate structural elements and the contour of subjective perception of information when making decisions. The structure of a digital model of an agricultural enterprise’s economic system in a networked precision farming environment is substantiated, taking into account changes in the composition and role of production factors in a data economy. We demonstrate the need to reflect in this model elements and relationships that address the requirements of ensuring environmental neutrality and social responsibility in full-cycle agricultural production. We recommend using the information image of a digital twin of an agricultural enterprise to design the structure and fill the model of the economic system with data based on regulated forms of planning and reporting documentation when building a digital platform to support management decision-making. The digital twin ontology description scheme expands our understanding of the theoretical foundations of the methodology and tools for designing and developing information models of objects and processes for business systems.

Keywords: digital transformation, digital platform, digital standards, digital model, agriculture, smart agricultural enterprise, factors of production, artificial intelligence, robotic devices

Citation: Pisareva, O. M., Alexeev, V. A., & Stefanovsky, D. V. (2026). Digital twinning in smart agribusiness: Towards a conceptual and methodological framework for organizational digital modelling. *Business Informatics*, 20(1), 86–105. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2026.1.86.105>

References

1. Pisareva, O. M., Belousova, M. N., & Stefanovsky, D. V. (2024). Modern trends in digital transformation of Russian full-cycle agricultural enterprises. *Russian Management Journal*, 22(3), 541–572 (in Russian). <https://doi.org/10.21638/spbu18.2024.308>
2. Sosfenov, D. A. (2023). The digital twin: The history of its origin and development prospects. *Intelligence. Innovation. Investment*, 4, 35–43 (in Russian). <https://doi.org/10.25198/2077-7175-2023-4-35>
3. Singh, M., Fuenmayor, E., Hinchy, E., Qiao, Y., Murray, N., & Devine, D. (2021). Digital twin: Origin to future. *Applied System Innovation*, 4(2), 36. <https://doi.org/10.3390/asi4020036>
4. Kamanina, A. N. (2023) Prospects of technological development of agriculture: digital platform solutions. *Innovation and investment*, 10, 463–467 (in Russian). <https://cyberleninka.ru/article/n/perspektivy-tehnologicheskogo-razvitiya-selskogo-hozyaystva-tsifrovye-platfornennye-resheniya/pdf>
5. Vasiliev, N., Protopopova, L., Dayanova, G., Krylova, A., & Nikitina, N. (2024). Formation of a unified digital platform for the region’s agriculture. *International Agricultural Journal*, 67(1), 53–56 (in Russian). https://doi.org/10.55186/25876740_2024_67_1_53
6. Monakhov, S. V., & Ukolova, N. V. (2022). Digital transformation of technology transfer in agriculture: creation and use digital platforms. *Agroindustrial complex: economics, management*, 6, 25–32 (in Russian). <https://doi.org/10.33305/226-23>
7. Motorin O. A., & Stukalin A. V. (2023). Issues of classification of platform solutions in the context of the study of digital platforms for agriculture. *Technical and technological support for innovations in the agro-industrial complex*. Materials of the II International scientific and practical conference, Melitopol, 28–29 November 2023. Melitopol State University, 292–296 (in Russian). https://elibrary.ru/download/elibrary_58638908_89068276.pdf
8. Kulba, V. V., Medennikov, V. V., & Mikulets, Yu. I. (2020). Evolution of information systems design: From synthesis at individual enterprises to the synthesis of optimal industry digital platforms. *Herald of MHEI*, 1, 132–148 (in Russian).

9. Zhukova, M. A., & Ulez'ko, A. V. (2020). Conceptual approach to creating a digital platform for the agro-food complex. *Vestnik of Voronezh state agrarian university*, 4(67), 238–250 (in Russian). <https://doi.org/10.17238/issn2071-2243.2020.4.238>
10. Raikov, A. N. (2021). Concept of the digital platform for Russian agriculture providing convergence to goals. *Informatization and Communication*, 1, 64–73 (in Russian). <https://doi.org/10.34219/2078-8320-2021-12-1-64-73>
11. Zatsarinny, A. A., Medennikov, V. I., & Raikov, A. N. (2023). Integration of agricultural artificial intelligence applications into a single digital platform. *Information Society*, 1, 127–138 (in Russian). https://doi.org/10.52605/16059921_2023_01_127
12. Sosfenov, D. A. (2023). Digital twin: history of origin and development prospects. *Intellect. Innovations. Investments*, 4, 35–43 (in Russian). <https://doi.org/10.25198/2077-7175-2023-4-35>
13. Kurganova, N. V., Filin, M. A., Chernyaev, D. S., Shaklein, A. G., & Namiot, D. E. (2019). Implementation of digital twins as one of the key areas of digitalization of production. *International Journal of Open Information Technologies*, 7(5), 105–115 (in Russian). https://elibrary.ru/download/elibrary_38215110_78228890.pdf
14. Vasiliev, A. N., Tarkhov, D. A., & Malykhina, G. F. (2018). Methods of creating digital twins based on neural network modeling. *Modern information technologies and IT education*, 14(3), 521–532 (in Russian). <https://doi.org/10.25559/SITITO.14.201803.521-532>
15. Petrov, A. (2018). Simulation as the basis of digital twin technology. *Proceedings of Irkutsk State Technical University*, 22(10), 56–66 (in Russian). <https://doi.org/10.21285/1814-3520-2018-10-56-66>
16. Makarov, V. L., Bakhtizin, A. R., & Beklaryan, G. L. (2019). Developing digital twins for production enterprises. *Business Informatics*, 13(4), 7–16 (in Russian). <https://doi.org/10.17323/1998-0663.2019.4.7.16>
17. Samosudov, M. (2019). Resource footprint of activities as an element of the digital twin of the enterprise. *E-Management*, 2(3), 38–47 (in Russian). <https://doi.org/10.26425/2658-3445-2019-3-38-47>
18. Alves, R. G., Souza, G., Maia, R. F., Tran, A. L. H., Kamienski, C., Soininen, J.-P., Aquino, P. T., & Lima, F. (2019). A digital twin for smart farming. *2019 IEEE Global Humanitarian Technology Conference (GHTC)*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/ghtc46095.2019.9033075>
19. Verdouw, C., Tekinerdogan, B., Beulens, A., & Wolfert, S. (2021). Digital twins in smart farming. *Agricultural Systems*, 189, 103046. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2020.103046>
20. Peladarinos, N., Piromalis, D., Cheimaras, V., Tserepas, E., Munteanu, R. A., & Papageorgas, P. (2023). Enhancing Smart Agriculture by Implementing Digital Twins: A Comprehensive Review. *Sensors*, 23(16), 7128. <https://doi.org/10.3390/s23167128>
21. Soussi, A., Zero, E., Herrera, C. D. C., Zahmoun, S., Bozzi, A., & Sacile, R. (2025). Integrating Digital Twins and MPC for Sustainable Greenhouse Management in Smart Agriculture. *IEEE Transactions on AgriFood Electronics*, 1–17. <https://doi.org/10.1109/tafe.2025.3572808>
22. Pisareva, O. M. (2011). Methods of analytics as an innovative potential for the development of management theory and practice. *Analytical Bulletin: Models and methods in analytical work*. 27, 16–31 (in Russian). http://council.gov.ru/activity/analytics/analytical_bulletins/25903/
23. Pisareva, O. M. (2013). *Predictive and analytical activity in managing the development of multilevel organizational systems*. Publishing House of the State University of Management (in Russian).
24. Grieves, M. W. (2005). Product lifecycle management: The new paradigm for enterprises. *International Journal of Product Development*, 2(1/2), 71–84. <https://doi.org/10.1504/IJPD.2005.006669>
25. Gelernter D. (1991). *Mirror worlds: Or: The day software puts the universe in a shoebox...How it will happen and what it will mean*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780195068122.001.0001>
26. GOST 24.104-85. (1985). Unified system of standards for automated control systems. Automated control systems. General requirements. Moscow: Rosstandart (in Russian).
27. NIST Special Publication 500-167. (1987). Information Management Directions: The Integration Challenge. Gaithersburg, MD, USA.
28. ISO/IEC 15288. (2002). “System engineering – System life cycle processes”. Geneva: International Organization for Standardization.
29. ISO/TS 12911. (2012). Framework for building information modelling (BIM). guidance. Geneva: International Organization for Standardization.
30. IEC PAS 63088:2017. (2017). Smart manufacturing – Reference architecture model industry 4.0 (RAMI4.0). Geneva: International Organization for Standardization.
31. GOST R 57700.37-2021. (2021). Computer models and modeling. Digital twins of products. General provisions. Moscow: Russian Standardization Institute (in Russian).
32. ISO 23247-1:2021. (2021). Automation systems and integration. Digital twin framework for manufacturing. Part 1: Overview and general principles. Geneva: International Organization for Standardization.
33. GOST R 58439.1-2019. (2019). Organization of information on construction objects. Information management in construction using information modeling technology. Part 1: Concepts and principles. Moscow: Rosstandart (in Russian).
34. ISO 19650-1:2018. (2018). Organization of information about construction works. Information management using building information modelling. Part 1: Concepts and principles. Geneva: International Organization for Standardization.

35. GOST R 59799-2021. (2021). Smart manufacturing. Model of the reference architecture of industry 4.0 (RAMI 4.0). Moscow: Russian Standardization Institute (in Russian).
36. Lu, Y., Xu, X., & Wang, L. (2020). Smart manufacturing process and system automation – A critical review of the standards and envisioned scenarios. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 312–325. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.010>
37. Coallier, F. (2024). Standardization strategy on IoT and Digital Twin – ISO/IEC JTC 1/SC 41. *IoT and DTW Workshop*, Helsinki, Finland. <https://sesko.fi/wp-content/uploads/2024/06/10-2024-ISO-IEC-Standardization-strategy-on-IoT-and-Digital-Twin-v1.0.pdf>
38. Kondratiev, V. V. (2015). *Constructor of regular management*. Moscow: Infra-M (in Russian).
39. Isaev, R. A. (2023). *Management of the OT architecture of an organization: design, analysis, optimization and transformation*, in 2 volumes. Moscow: Infra-M (in Russian).
40. Kovzunova, E. S., Ruyga, I. R., Zhirnova, I. S., & Shelevaya, V. S. (2024). Digital services in the agro-industrial complex: content analysis of functionality, problems and development perspectives. *Food policy and security*, 11(2), 265–286 (in Russian). <https://doi.org/10.18334/ppib.11.2.120784>
41. Sibiryayev, A. S. (2024). Possibilities of using digital platforms in agriculture. Methodological approach to the process of their implementation. *Bulletin NGIEI*, 7, 123–133 (in Russian).
42. Matyash, A. V., Bagrin, P. P., Andreeva, V. A., Mironova, M. P., & Samosudov, M. V. (2022). The term “digital twin” as applied to a social system. *Economics: Yesterday, Today and Tomorrow*, 12(10A), 428–440 (in Russian).
43. GOST-R-MEK-622641-2014. (2014). Integration of enterprise management systems. Moscow: Rosstandart (in Russian).
44. Oborin, M. S. (2024). Specific features of cluster-network integration in enterprises of agro-industrial complex. *Lomonosov Economics Journal*, 5, 114–131 (in Russian). <https://doi.org/10.55959/msu0130-0105-6-59-5-6>
45. Zvorykina, Y. V., Usov, V. G., Karelina, M. Y., Pisareva, O. M., Belousova, M. N., & Alexeev, V. A. (2025). Modernization of the North and the Arctic agro-industrial complex under digital transformation: conceptual foundations and design solutions. *Arctic: Ecology and Economy*, 15(1), 48–58 (in Russian). <https://doi.org/10.25283/2223-4594-2025-1-48-58>

About the authors

Olga Mikhailovna Pisareva

Candidate of Sciences (Economics); Associate Professor;

Head of the Department, Department of Mathematical Methods in Economics and Management, Director, Institute of Information Systems, State University of Management, 99 Ryazansky Ave., Moscow 109542, Russia;

E-mail: om_pisareva@guu.ru

ORCID: 0000-0002-6042-2657

Vyacheslav Arkadyevich Alexeev

Candidate of Sciences (Economics);

Deputy Director, Rabus LLC, 4 Teterinsky Ln., Moscow 109004, Russia;

Researcher, Engineering Project Management Center, State University of Management, 99 Ryazansky Ave., Moscow 109542, Russia;

E-mail: va_alekseev@guu.ru

Dmitry Vladimirovich Stefanovsky

Candidate of Sciences (Technology);

Head of the Department, Department of Information Systems, State University of Management, 99 Ryazansky Ave., Moscow 109542, Russia;

E-mail: dv_stefanovskiy@guu.ru