

Процессный каркас внедрения искусственного интеллекта в металлургии

Попов Е.В.

Обеспечение экономического суверенитета России основано на формировании отечественных программных продуктов для развития реальной производственной деятельности. Целью настоящего исследования является разработка процессного каркаса внедрения искусственного интеллекта на металлургических предприятиях. Задачи исследования: анализ предшествующих исследований, разработка каркаса внедрения искусственного интеллекта, анализ практического применения искусственного интеллекта. Методы исследования – системный логический анализ и поэтапный подход к анализу процессов внедрения искусственного интеллекта. В качестве этапов анализа процессов внедрения искусственного интеллекта рассматривали как уровни формирования цифровой технологии, так и стадии металлургического производства. В качестве информационной базы использовали научные статьи, опубликованные в открытом доступе и проиндексированные в мировой базе данных Science Direct и отечественной базе данных E-Library. Поиск релевантных статей осуществляли на основе поисковых слов «искусственный интеллект в металлургии». Было отобрано 27 статей, позволивших решить проблему настоящего исследования. В результате исследования сформулирован процессный каркас внедрения искусственного интеллекта на различных уровнях применения: ресурсном, технологическом, адаптационном, прикладном. Получены следующие выводы. Показано, что ресурсный уровень включает данные металлургической деятельности, механизмы преобразования металлов и вычислительные ресурсы. Технологический уровень содержит мультимодальное обучение цифровой модели, тонкую настройку цифровой модели и формирование интерфейсов для реализации модели. Адаптационный уровень состоит из приведения в соответствие к различным типам моделей: познания механизма, вопросов и ответов о знаниях, моделирования и генерации, управления процессом, оптимизации и принятия решений, научного открытия. Прикладной уровень включает разработку соответствующих практических моделей.

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ

ГОСТ 7.1–2003

Попов Е.В. Процессный каркас внедрения искусственного интеллекта в металлургии // Дискуссия. — 2025. — № 7(140). — С. 51–60.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

Процессный каркас, искусственный интеллект, металлургия, ресурсный уровень, технологический уровень, адаптационный уровень, прикладной уровень.

The process framework for the introduction of artificial intelligence in metallurgy

Popov E.V.

Ensuring Russia's economic sovereignty is based on the formation of domestic software products for the development of real production activities. The purpose of this study is to develop a process framework for the implementation of artificial intelligence in metallurgical enterprises. Research objectives: analysis of previous research, development of a framework for the introduction of artificial intelligence, analysis of the practical application of artificial intelligence. The research methods are a systematic logical analysis and a step-by-step approach to analyzing the processes of implementing artificial intelligence. Both the levels of digital technology formation and the stages of metallurgical production were considered as the stages of analyzing the processes of introducing artificial intelligence. Scientific articles published in the public domain and indexed in the global Science Direct database and the national E-Library database were used as an information base. The search for relevant articles was carried out based on the search words "artificial intelligence in metallurgy". 27 articles were selected to solve the problem of this study. As a result of the research, the process framework for the introduction of artificial intelligence at various levels of application is formulated: resource, technological, adaptive, and applied. The following conclusions are obtained. It is shown that the resource level includes data from metallurgical activities, metal conversion mechanisms, and computing resources. The technological level contains multimodal training of the digital model, fine-tuning of the digital model and the formation of interfaces for the implementation of the model. The adaptation level consists of adapting to different types of models: knowledge of the mechanism, questions and answers about knowledge, modeling and generation, process management, optimization and decision-making, scientific discovery. The application level includes the development of appropriate practical models.

FOR CITATION

APA

Popov E.V. The process framework for the introduction of artificial intelligence in metallurgy. *Diskussiya [Discussion]*, 7(140), 51–60.

KEYWORDS

Process framework, artificial intelligence, metallurgy, resource level, technological level, adaptation level, applied level.

ВВЕДЕНИЕ

Обеспечение экономического суверенитета России основано на формировании отечественных программных продуктов для развития реальной производственной деятельности. Развитие цифрового общества стимулирует широкое внедрение передовых интеллектуальных технологий в процессы управления промышленным производством. Особенно актуальным представляется процесс развития цифровизации металлургического производства в силу его сложности, многоступенчатости и потребности в инновациях для облегчения и ускорения производственной деятельности.

Наибольшее развитие среди передовых цифровых технологий получил искусственный интеллект, применение которого в металлургической деятельности способно значительно облегчить сложнейшие металлургические операции от обогащения руды и выплавки металла до формирования инновационных металлических изделий. В мировой и отечественной экономической литературе процессы внедрения искусственного интеллекта в металлургическом производстве отражены в широком ряду опубликованных научных исследований. Однако, процессная рамка подобной деятельности до сих пор не нашла адекватного отражения в научной литературе.

Отсюда целью настоящего исследования является разработка процессного каркаса внедрения искусственного интеллекта на металлургических предприятиях. Логика подобного исследования предполагает анализ предшествующих исследований об искусственном интеллекте в металлургии с формированием исследовательской проблемы, обоснование собственно процессного каркаса внедрения искусственного интеллекта и анализ практического опыта интеллектуального управления металлургическим производством.

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В МЕТАЛЛУРГИИ

Анализ искусственного интеллекта в металлургии подразумевает поиск ответов на следующие последовательные вопросы. Какова сущность и виды искусственного интеллекта? Какова взаимосвязь естественного и искусственного интеллектов? Каковы барьеры для внедрения искусственного интеллекта в металлургическое производство? Каковы тренды внедрения искусственного интеллекта в металлургии?

Какова же сущность и виды искусственного интеллекта?

Отметим, что искусственный интеллект (англ. artificial intelligence) – это интеллект, демонстри-

руемый машинами, в частности компьютерными системами. Иными словами, это программное обеспечение, позволяющие машинам воспринимать окружающую среду и использовать обучение и интеллект для выполнения действий, которые максимально увеличивают их шансы на достижение поставленных целей [1]. Таким образом, сущность искусственного интеллекта заключается в выборе наилучшего решения из всех возможных вариантов.

Виды искусственного интеллекта могут быть дифференцированы по типу используемых технологий:

- машинное обучение (англ. machine learning), которое позволяет искусственному интеллекту обучаться на основе данных без явного программирования (выделяют обучение с учителем и без учителя, обучение с подкреплением);

- глубокое обучение (англ. deep learning), которое использует многослойные нейронные сети для анализа сложных данных, таких как изображения, текст и видео. Это подвид машинного обучения, который лежит в основе технологий распознавания лиц, автоматического перевода и голосовых помощников;

- обработка естественного языка (англ. natural language processing), позволяющая искусственному интеллекту понимать и генерировать человеческую речь. Используется в чат-ботах, системах автоматического перевода и анализе текста;

- компьютерное зрение (англ. computer vision), где искусственный интеллект обучен распознавать и анализировать визуальную информацию;

- робототехника для выполнения задач, требующих физического взаимодействия с окружающей средой¹.

По функциональности искусственный интеллект разделяют на:

- реактивный искусственный интеллект, который реагирует на текущие ситуации и выполняет действия по заранее заданным алгоритмам;

- искусственный интеллект с ограниченной памятью, содержащий определенную информацию и использующий ее для принятия решений;

- теорию разума, понимающую эмоции, намерения и желания людей;

- самосознательный искусственный интеллект, который будет обладать способностью к эмоциям и самоанализу (это гипотетический будущий цифровой продукт) [2].

¹ [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://quantum-dev.ru/blog/ai-type?ysclid=mato1wbmde69982426> (дата обращения: 18.05.2025).

Какова же взаимосвязь естественного и искусственного интеллектов?

Взаимосвязь естественного и искусственного интеллектов кроется в первооснове естественного интеллекта, поскольку именно человек формирует программное обеспечение и задает параметры выполнения задач, и даже творческих задач, с помощью искусственного интеллекта [3]. В этой связи обоснована целесообразность синергии естественного и искусственного интеллектов с целью более глубокого изучения последнего и повышения адекватности его функционирования при решении производственных задач в условиях цифровой экономики. Существует необходимость временного акцепторного контроля искусственного интеллекта, под которым подразумевается осуществление постоянного мониторинга адекватности принятых искусственным интеллектом решений со стороны человеческого естественного интеллекта. Такая обязательная, дифференцированная, но полностью взаимосвязанная и взаимозависимая синергия естественного и искусственного интеллектов должна функционировать до достижения приемлемого для технологических процессов уровня общей технико-экономической эффективности [4].

С другой стороны, внедрение искусственного интеллекта обогащает естественный интеллект и ускоряет деятельность цепочки инноваций от замысла до реализации инноваций, революционизируя материаловедение металлургической отрасли на устойчивой основе. Благодаря использованию передовых технологий, таких как инструменты быстрого синтеза и определения характеристик, цифровое моделирование и искусственный интеллект значительно изменяется ландшафт науки о материалах [5].

Каковы же барьеры для внедрения искусственного интеллекта в металлургическое производство?

«Несмотря на значительный потенциал, широкое внедрение искусственного интеллекта в металлургию сталкивается с рядом существенных ограничений. Одним из главных препятствий является недостаток данных. Для эффективного обучения алгоритмов искусственного интеллекта требуется обширный набор высококачественных данных о составе, обработке, свойствах и поведении различных материалов. Создание подобных баз данных представляет собой сложную и ресурсоемкую задачу, требующую значительных финансовых и временных затрат. Кроме того, интеграция искусственного интеллекта с существующими системами управле-

ния технологическими процессами зачастую сталкивается с трудностями совместимости» [6, с. 55].

Также исследователи в качестве барьеров для внедрения искусственного интеллекта выделяют инфраструктурные проблемы (недостаточность имеющегося оборудования), проблемы с кадрами (недостаток специалистов с компетенциями в соответствующей области), проблемы окупаемости (высокая стоимость создания условий для внедрения технологий на основе искусственного интеллекта и значительные затраты на разработку и внедрение интеллектуальных решений) [7].

Однако, несмотря на существующие барьеры внедрения металлургический бизнес обладает высоким потенциалом роста цифровой зрелости. *«Ключевыми направлениями цифровой трансформации являются цифровые двойники, машинное зрение и искусственный интеллект, что соответствует тенденции глобальной цифровизации»* [8, с. 44].

Каковы же тренды внедрения искусственного интеллекта в металлургии?

По итогам 2022 года были опубликованы открытые данные о десятках проектов искусственного интеллекта российских металлургов. Отсюда можно выделить следующие наиболее активно обрабатываемые направления: *«визуальный контроль качества готовой продукции или полуфабриката, контроль корректности технологического процесса с использованием машинного зрения и нейронных сетей, предиктивная аналитика для предотвращения отказов оборудования в ТОиР с использованием экспертных систем/Big data/машинного обучения, интеллектуальная промышленная безопасность на базе машинного зрения/нейронных сетей/технологии распознавания лиц/интернета вещей, «цифровой двойник» производства с экспертно-рекомендательными алгоритмами на базе нейронных сетей/машинного зрения/Big Data/предиктивной аналитики на базе машинного обучения»* [9, с. 479].

Внедрение искусственного интеллекта в металлургическое производство даёт целый ряд позитивных эффектов. В частности, с их помощью возможно:

- сократить сроки выполнения процессов и принятия решений. Нейросети мгновенно предоставляют специалисту-металлургу обоснованную аналитику, ему остаётся только совершить ту или иную рабочую операцию;

- понизить потребление энергии. Выплавка стали и прочие металлургические операции весьма энергоёмки, затраты на них зависят от массы параметров. ИИ учитывают их в совокупности и выдают наилучшие варианты;

— избавиться от просчётов, связанных с человеческим фактором. Нейросети объективны и беспристрастны – во многих случаях это несомненное преимущество;

— свести количество дефектов к минимуму, повысить качество металлопродукции. Системы на основе искусственного интеллекта успешно определяют, по какой причине на стали образуются царапины при прокате, выявляют, где не соблюдаются технологические условия;

— делать менее трудозатратным общение с контрагентами. На нейросеть можно возложить обязанности по формированию коммерческих предложений, обработке входящих запросов и т. д.²

И в настоящее время искусственный интеллект уже применяют, чтобы контролировать, оптимизировать и анализировать производственные процессы в металлургии³. Однако, существующий опыт внедрения искусственного интеллекта требует систематизации и возникает научная проблема разработка процессного каркаса внедрения искусственного интеллекта на металлургических предприятиях. Решим данную проблему в рамках настоящего исследования.

МЕТОДОЛОГИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

Объектом настоящего исследования выступает искусственный интеллект как цифровая технология управления металлургическими процессами. Предметом исследования являются экономические отношения по внедрению искусственного интеллекта на металлургических предприятиях. Методы исследования – системный логический анализ и поэтапный подход к анализу процессов внедрения искусственного интеллекта. В качестве этапов анализа процессов внедрения искусственного интеллекта рассматривали как уровни формирования цифровой технологии, так и стадии металлургического производства.

В качестве информационной базы использовали научные статьи, опубликованные в открытом доступе и проиндексированные в мировой базе данных Science Direct и отечественной базе данных E-Library. Поиск релевантных статей осуществляли на основе поисковых слов «искусственный интеллект в металлургии» (англ. «artificial intelligence in metallurgy»). В результате было ото-

брано 27 статей, позволивших решить проблему настоящего исследования.

КАРКАС ВНЕДРЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Внедрение искусственного интеллекта на металлургических предприятиях может происходить на четырех последовательных уровнях: ресурсном, технологическом, адаптационном и прикладном [10].

Ресурсный уровень выступает как основа процессного каркаса и включает в себя три необходимых элемента: данные металлургической деятельности, механизмы преобразования металлов и вычислительные ресурсы. Данные металлургической деятельности могут содержать сигналы датчиков, изображения, машинные инструкции, промышленные документы и компьютерные данные. Механизмы преобразования металлов содержат информацию о сложных химических реакциях и физических изменениях металлического сырья. Здесь также важны знания о спецификации металлургической деятельности и свойствах материалов. Поскольку производственные металлургические процессы являются непрерывными, то и вычислительным ресурсам предъявляются жесткие требования. При этом облачные вычисления используются для крупномасштабных моделей, а периферийные вычисления – для анализа и управления приложениями в режиме реального времени. Ресурсы выступают основой для обучения цифровой модели на технологическом уровне.

Технологический уровень процессного каркаса обеспечивает основную поддержку для построения базовых промышленных моделей, выступая в качестве комплексного набора инструментов, который облегчает эффективное мультимодальное обучение модели, ее тонкую настройку и логический вывод для последующих металлургических задач. Цель мультимодального предварительного обучения состоит в формировании возможностей, что по решения основных производственных задач и эффективной обработки производственных данных. Методы мультимодального слияния используются для интеграции функций из различных модальностей, что позволяет модели эффективно обрабатывать и выводить производственные мультимодальные данные. Цель тонкой настройки заключается в том, чтобы включить в модель специфические отраслевые знания и механизмы для повышения производительности в сложных реальных приложениях и способности выполнять команды человека. Логический вывод цифровой модели

2 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://xn--b1aedfedwrdfl5a6k.xn--p1ai/article/neyroset-i-metallurgiya-kak-iskusstvennyy-intellekt-pomogaet-razvivat-otrasl> (дата обращения: 15.05.2025).

3 Как ИИ преобразует металлургию: революция в производстве металлов. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://dzen.ru/a/Z9KwJhudwzqkR90> (дата обращения: 15.05.2025).

для решения металлургических задач состоит в формировании интерфейсов для реализации модели – создание условий для совместного принятия решений между человеком, агентом-машиной [11] и различными физическими и механическими устройствами.

На адапционном уровне модель улучшает свои прикладные возможности за счет целенаправленной тонкой настройки, адаптированной к конкретным задачам металлургической деятельности. Этот процесс начинается со сбора точных данных, продолжается анализом и их интерпретацией, и завершается выполнением своевременных действий по настройке модели [12]. Этот процесс адаптации может привести к шести различным типам моделей: модель познания механизма, модель вопросов и ответов о знаниях, модель моделирования и генерации, модель управления процессом, модель оптимизации и принятия решений, модель научного открытия.

Прикладной уровень внедрения искусственного интеллекта заключается в конкретной разработке моделей искусственного интеллекта для различных целей: познания механизма, вопросов и ответов о знаниях, моделирования и генерации, управления процессом, оптимизации и принятия решений, научного открытия. На этом уровне очень важным является анализ ресурсов предприятия, системы управления производством и системы управления технологическими процессами. На основе этого анализа далее описывается значение интеллектуальной производственной системы и представляется видение интеллектуальной системы принятия оптимальных решений, основанной на сотрудничестве человека и интеллектуальной автономной системе управления [13].

Уровни процессного каркаса внедрения искусственного интеллекта и возможные содержания данных уровней представлены в таблице 1.

Данные, представленные в таблице 1, демонстрируют последовательный характер внедрения модели искусственного интеллекта в металлургические процессы от анализа данных и механизмов химических реакций до разработки прикладных интеллектуальных моделей.

Научная новизна полученного результата заключается в формировании процессного каркаса внедрения искусственного интеллекта в металлургическое производство, развивающего схемы управления процессом цифровизации производственной деятельности.

Управление процессом цифровизации производственной деятельности рассмотрено в предыдущей работе [14] авторов настоящего исследования.

Рассмотрим более подробно практические примеры внедрения искусственного интеллекта на отдельных участках металлургической деятельности.

ПРАКТИЧЕСКИЕ ПРИМЕРЫ ВНЕДРЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Анализ практических примеров внедрения искусственного интеллекта логично начать с первичной стадии металлургического процесса добычи и обогащения полезных ископаемых. Так, одной из основных проблем, с которыми сталкиваются предприятия по добыче сульфидов, является коррозия стали, вызванная кислотным выщелачиванием, процесс, который дополнительно ускоряется присутствием ацидофильных бактерий, действующих в качестве катализаторов реакции. Испанскими исследователями предло-

Таблица 1

Процессный каркас внедрения искусственного интеллекта

Уровень внедрения	Содержание уровня внедрения
Ресурсный	Данные металлургической деятельности Механизмы преобразования металлов Вычислительные ресурсы
Технологический	Мультимодальное обучение цифровой модели Тонкая настройка цифровой модели Формирование интерфейсов для реализации модели
Адаптационный	Адаптация к различным типам моделей: познания механизма, вопросов и ответов о знаниях, моделирования и генерации, управления процессом, оптимизации и принятия решений, научного открытия
Прикладной	Разработка различных прикладных моделей: познания механизма, вопросов и ответов о знаниях, моделирования и генерации, управления процессом, оптимизации и принятия решений, научного открытия

Источник: составлено автором.

жен основанный на искусственном интеллекте подход к оценке осушения кислых шахт в результате коррозии стали и получены качественные модели, использующие нечеткую логику и нечеткие правила [15].

В связи с истощением запасов высококачественной железной руды и строгими природоохранными правилами важное значение приобретает извлечение руды из шламов. Индийскими исследователями предпринята попытка провести оптимизацию железорудных шламов на основе прогнозирующей модели с использованием искусственной нейронной сети, что позволило увеличить добычу железной руды [16].

На стадии выплавки металлов цифровые решения активно применяются в Российской Федерации. Так, в ПАО «ММК» в металлургическом производстве работают система-советчик мастер доменной печи, интеллектуальная система ламинарного охлаждения, цифровой двойник методических печей, в ПАО «НЛМК» – цифровой двойник карьера Стойленского ГОКа, цифровой сервис, оптимизирующий темп выдачи слэбов в цехе горячего проката, в ЕВРАЗ групп – подсказчики на ФОК – стабилизация железа, подсказчик по шихтованию, в АО «ЧТПЗ» – ML-модель термообработки, алгоритм помощи сталеварам и др. [17].

В процессе литья автомобильных тормозов успешно применяется моделирование производственных процессов на основе искусственного интеллекта. Но тонкая настройка подобных моделей требует проведения большого количества пробных экспериментов, что повышает стоимость всего процесса оптимизации. Мексиканские исследователи разработали комплексную стратегию с использованием искусственных нейронных сетей и инженерной оптимизации для прогнозирования механических свойств чугуновых изделий с использованием минимального количества физических экспериментов [18].

Китайские исследователи создали генеративный искусственный интеллект для быстрой оценки температуры растворения жаропрочных сплавов на основе Ni. Основанная на физических явлениях искусственная нейронная сеть стала оптимальным выбором для реверс-инжиниринга, значительно превосходя другие цифровые модели с оценкой 0,917 [19].

На стадии производства стали применяется ряд моделей искусственного интеллекта. Так, бразильские исследователи разработали алгоритм управления процессом непрерывной разливки для производства стальных заготовок и слэбов.

Ограничения процесса оцениваются с помощью модели теплопередачи и затвердевания, основанной на методе конечных разностей, который был разработан и интегрирован с генетическим алгоритмом. Эффективность интеллектуальной системы обеспечивается оптимизацией процессов непрерывной разливки заготовок, что обеспечивает максимальную скорость разливки и отсутствие дефектов в изделиях [20].

Испанские исследователи применили инструменты искусственного интеллекта для моделирования точечной коррозии аустенитной нержавеющей стали. Используемые методы были направлены на установление связи между изучаемыми параметрами окружающей среды и состоянием точечной коррозии этого сплава [21]. Для контроля процесса формирования металлических покрытий с электроосажденными наночастицами хрома на низкоуглеродистой стали мексиканскими исследователями была представлена вычислительная модель для анализа квантово-химических процессов с использованием статистических, динамических и хаотических нейронных сетей [22]. Индийскими исследователями было проведено прогнозирование свойств плотности и твердости с использованием искусственной нейронной сети микроструктурной эволюции многостенных углеродных нанотрубок, полученных методом порошковой металлургии. Было обнаружено, что количество упрочняющих добавок, время измельчения шариков и время спекания играют важную роль в диспергировании и улучшению свойств изделий [23].

Стадия прокатки и чистовой обработки также обеспечена различными моделями искусственного интеллекта. Так, итальянские исследователи разработали систему искусственного интеллекта для полного управления всей прокатной станцией в режиме реального времени благодаря датчикам, применяемым на различных этапах обработки рулонов, смешанным аналитическим и численным алгоритмам для вычисления и анализа данных и ИТ-инфраструктуре для сбора и обработки данных. Дополнительно была разработана прогнозирующая модель, применимая к процессу выравнивания натяжения полосы, поскольку этот процесс используется для минимизации дефектов плоскостности и остаточных напряжений с помощью пластической деформации [24].

Электрохимическая обработка играет важную роль в решении производственных задач, связанных с труднообрабатываемыми материалами, сложными формами и особыми требованиями.

В настоящее время внимание уделяется исследованиям в области электрохимической обработки на основе машинного обучения, а искусственные нейронные сети позволили достичь новых результатов в области оптимизации обработки металлов [25]. Турецкими исследователями была разработана динамическая модель электрохимического процесса для оценки системных переменных и прогнозирования анодного эффекта с использованием нескольких методов идентификации системы. Наилучшая модель обеспечила среднюю точность прогнозирования результатов процесса на уровне 98% [26].

Особое значение внедрение искусственного интеллекта приобретает в цепочках поставок для металлургического производства. Ключевые разделы замкнутых цепочек поставок – дизайн сетей, планирование продукции и инноваций, планирование последовательности операций, балансировка линии производства, дизайн продуктовой линейки, дизайн продукции – значительно выиграют от внедрения моделей искусственного интеллекта [27].

Таким образом, современный уровень проводимых на металлургических предприятиях исследований демонстрирует широкое применение различных моделей искусственного интеллекта на разных стадиях металлургического процесса от добычи полезных ископаемых до чистовой обработки и управления цепочками поставок. Все это способствует успешному развитию металлургического производства в современном цифровом обществе.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящем исследовании с целью разработки процессного каркаса внедрения искусственного интеллекта на металлургических предприятиях получены следующие теоретические и практические результаты.

Во-первых, проведен анализ предшествующих исследований и показано, что существующий опыт внедрения искусственного интеллекта требует систематизации и возникает соответствующая научная проблема.

Во-вторых, сформулирован процессный каркас внедрения искусственного интеллекта на различных уровнях применения: ресурсном, технологическом, адаптационном, прикладном. Показано, что ресурсный уровень включает данные металлургической деятельности, механизмы преобразования металлов и вычислительные ресурсы. Технологический уровень содержит мультимодальное обучение цифровой модели, тонкую настройку цифровой модели и формирование интерфейсов для реализации модели. Адаптационный уровень состоит из приведения в соответствие к различным типам моделей: познания механизма, вопросов и ответов о знаниях, моделирования и генерации, управления процессом, оптимизации и принятия решений, научного открытия. Прикладной уровень включает разработку соответствующих практических моделей.

В-третьих, проиллюстрировано широкое применение различных моделей искусственного интеллекта на разных стадиях металлургической деятельности: добычи и обогащения полезных ископаемых, выплавки металлов, производства стали, прокатки и чистовой обработки изделий, электрохимической обработки, в цепочках поставок.

Теоретическая значимость полученных результатов заключается в формировании последовательности этапов развития моделей искусственного интеллекта применительно к металлургическим предприятиям. Практическая значимость полученных результатов состоит в формировании прикладного аппарата управления развитием интеллектуальных цифровых систем в металлургии.

Список литературы

1. Рассел, С., Норвиг, П. Искусственный интеллект: современный подход. 4-е изд., Том 1. Решение проблем: знания и рассуждения. – М.: Диалектика (Вильямс), 2021. – 704 с.
2. Батул, М., Сануми, О., Янкович, Дж. Применение искусственного интеллекта в материаловедении с особым акцентом на топливные элементы и электролизеры // Энергетика и искусственный интеллект. – 2024. – Т. 18. – № 100424. – С. 1-31. – <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2024.100424>.
3. Азкарате, А. Л.-В. Интермедияльная семиотика в век искусственного интеллекта. Вызовы и возможности для искусства // Новые техно-гуманитарные науки. – 2023. – Т. 3. – С. 108-116. – <https://doi.org/10.1016/j.techum.2024.04.001>.
4. Джандиери, Г. В., Джанелидзе, И. С., Сахвадхе, Д. В. Теоретические предпосылки формирования парадигмы синергии человеческого и искусственного интеллекта в решении задач циркулярной трансформации металлургических предприятий // Science of Europe. – 2023. – № 114. – С. 96-101.
5. Ломело, Ф., Бард, Л., Маглионе, М., Шустер, Ф. ДИАДЕМА PEPR: приоритетное оборудование и исследовательская программа по разработке инновационных материалов с использованием искусственного интеллекта // Журнал вычислительной и структурной биотехнологии. – 2024. – Т. 25. – С. 186-193. – <https://doi.org/10.1016/j.csbj.2024.09.019>.
6. Григоренко, М. Д. Искусственный интеллект в металлургии // Тенденции развития науки и образования. – 2024. – Раздел XLIV. Металлургия. – С. 54-56. – <https://doi.org/10.18411/trnio-11-2024-750>.

7. *Осадчук, Е. В.* Цифровизация промышленности: барьеры на пути внедрения искусственного интеллекта и предложения по их преодолению // Управление наукой: теория и практика. – 2022. – Т. 4, № 2. – С. 201–209. – <https://doi.org/10.19181/smtp.2022.4.2.17>.
8. *Прохорова, И. С., Устинов, В. С., Елхова, А. В.* Цифровая зрелость металлургической отрасли России: драйверы и проблемы роста в новых геополитических условиях. Часть II. Ключевые направления цифровой трансформации // Вестник университета 2023. – № 12. – С. 44–52. – <https://doi.org/10.26425/1816-4277-2023-12-44-52>.
9. *Леунов, А. А.* Практическое использование искусственного интеллекта для повышения эффективности металлургического предприятия. Тренды 2023-2024 // Вестник ГГУ. – 2025. – № 1. – С. 475–487. http://p009.flfm.ru/vestnik_ggu.
10. *Рен, Л., Ванг, Х., Ванг, Ю., Хуан, К., Ванг, Л., Ли, Б.* Базовые модели для перерабатывающей промышленности: проблемы и возможности // Инжиниринг. – 2025. – С. 1-12. – <https://doi.org/10.1016/j.eng.2025.03.023>.
11. *Попов, Е. В., Симонова, В. Л., Черепанов, В. В.* Развитие теории принципала – агента в контексте цифровой трансформации // Управление. – 2022. – Т. 13, № 3. – С. 2–15. – <https://doi.org/10.29141/2218-5003-2022-13-3-1>.
12. *Бенханифия А., Шейх З. Б., Оливейра П. М., Валенте А., Лима Дж.* Систематический обзор методов прогнозного технического обслуживания в производственном секторе // Интеллектуальные системы с приложениями. – 2025. – Т. 26. – № 200501. – С. 1-17. – <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2025.200501>.
13. *Янг Т., Йи Х., Луа С., Йоханссон К. Х., Чай Т.* Интеллектуальное производство для перерабатывающей промышленности, управляемое промышленным искусственным интеллектом // Инженерия. – 2021. – Т. 7. – С. 1224-1230. – <https://doi.org/10.1016/j.eng.2021.04.023>.
14. *Попов, Е. В., Симонова, В. Л., Черепанов, В. В.* DIGITAL-анализ в цифровой трансформации // Экономика и управление. – 2021. – Т. 27, № 9. – С. 672–686. – <http://doi.org/10.35854/1998-1627-2021-9-672-68>.
15. *Торре, М. Л., Ароба, Дж., Давила, Дж. М., Сармьенто, А. М.* Оценка последствий коррозии углеродистой стали в кислых шахтных дренажах с использованием объяснимой модели искусственного интеллекта // Результаты в инженерии. – 2025. – Т. 25, № 104380. – С. 1-9. – <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.104380>.
16. *Кумар, Р., Сингх, Б. П., Кумар, А. М., Кумар, А. С., Кумар, А. Дж., Кумар, П.* Интеграция методов селективной флокуляции для повышения эффективности производственных процессов: новый подход с помощью моделирования на основе искусственных нейронных сетей // Журнал сплавов и металлургических систем. – 2024. – Т. 7, № 100088. – С. 1-13. – <https://doi.org/10.1016/j.jalmes.2024.100088>.
17. *Павлов, В. А.* Цифровизация производственных процессов на металлургических предприятиях Российской Федерации // Прогрессивная экономика. – 2023. – № 5. – С. 64-75. – https://doi.org/10.54861/27131211_2023_5_64.
18. *Палатто, Л. Ф., Гутьеррес, Л., Варгас, Э., Варгас, Б. Л.* Методология оптимизации механических свойств автомобильных тормозов из чугуна с использованием искусственных нейронных сетей // Procedia Manufacturing. – 2020. – Том 52. – С. 162-167. – <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.11.029>.
19. *Рен, Ю., Ху, Н., Сюй, С., Чен, С., Сюань, У., Рен, З.* Быстрая оценка температуры γ' растрескивания для проектирования состава суперсплава на основе никеля с помощью основанного на физике генеративного искусственного интеллекта // Журнал сплавов и металлургических систем. – 2024. – Том 6, № 100073. – С. 1-11. – <https://doi.org/10.1016/j.jalmes.2024.100073>.
20. *Сантос, К. А., Слим, Дж. А., Иерарди, М. К. Ф., Гарсия, А.* Использование методов искусственного интеллекта для оптимизации параметров процесса непрерывной разливки стали // Прикладное математическое моделирование. – 2002. – Т. 26. – С. 1077-1092.
21. *Джоменес-Каме, М. Дж., Муньос, Э., Гарсия, Р., Матрес, В., Мартин, М. Л., Трухильо, Ф., Туриас, И.* Поведение аустенитной нержавеющей стали при точечной коррозии с использованием методов искусственного интеллекта // Журнал прикладной логики. – 2012. – Т. 10. – С. 291-297. – <http://dx.doi.org/10.1016/j.jal.2012.07.005>.
22. *Санчес-Руис, Ф. Дж., Бедолла-Эрнандес, М., Розано-Ортего, Г., Бедолла-Эрнандес, Дж., Шабес-Ретчикман, П. С., Вега-Лебрен, К. А., Варгас-Виверос, Э.* Модель физико-механических свойств поверхности наноструктурированных покрытий на основе искусственного интеллекта // Результаты в виде материалов. – 2023. – Т. 20, № 100494. – С. 1-13. – <https://doi.org/10.1016/j.rinma.2023.100494>.
23. *Девадига, У., Пуджари, Р. К. Р., Фернандес, П.* Метод искусственных нейронных сетей для прогнозирования свойств многослойного алюминиевого композита, армированного углеродными нанотрубками и летучей золой // Журнал исследований материалов и технологий. – 2019. – Т. 8, № 5. – С. 3970-3977. – <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2019.07.005>.
24. *Марго, Т., Гиотти, А., Бруски, С., Феррайоло, А.* Подход с использованием искусственного интеллекта для точечной оценки механических свойств сталей при прокатке // Procedia CIRP. – 2021. – Том 100. – С. 193-198. – <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.05.054>.
25. *Джи, Ф., Ан, Ю., Гуань, Х.* Эволюционные тенденции и горячие точки исследований в области электрохимической обработки: библиометрический анализ с 2010 по 2023 год // Международный журнал электрохимических наук. – 2024. – Т. 19, № 100646. – С. 1-12. – <https://doi.org/10.1016/j.ijoes.2024.100646>.
26. *Кайя, О., Абединифар, М., Фельдхаус, Д., Диас, Ф., Эртузгул, С., Фридрих Б.* Идентификация системы и моделирование с использованием искусственного интеллекта (ИИ) процесса электролиза расплавленной соли для прогнозирования анодного эффекта // Вычислительное материаловедение. – 2023. – Т. 230. – № 112527. – С. 1-10. – <https://doi.org/10.1016/j.commatsci.2023.112527>.
27. *Бхаттачарья, С., Говиндан, К., Дастидар, С. Г., Шарма, П.* Применение искусственного интеллекта в замкнутых цепочках поставок: систематический обзор литературы и программа будущих исследований // Исследования в области транспорта, часть Е. – 2024. – Т. 184. – № 103455. – С. 1-27. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2024.103455>.

References

1. *Russell, S., Norvig, P.* Artificial intelligence: a modern approach. 4th ed., Volume 1. Problem Solving: Knowledge and Reasoning. – Moscow: Dialectics (Williams), 2021. – 704 p.
2. *Batool, M., Sanumi, O., Jankovic, J.* Application of artificial intelligence in the materials science, with a special focus on fuel cells and electrolyzers // Energy and AI. – 2024. – Vol. 18. – № 100424. – Pp. 1-31. – <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2024.100424>.
3. *Azcarate, A. L.-V.* Intermedial semiotics in the age of artificial intelligence. Challenges and opportunities for the arts // New Techno-Humanities. – 2023. – Vol. 3. – Pp.108–116. – <https://doi.org/10.1016/j.techum.2024.04.001>.
4. *Jandieri, G. V., Janelidze, I. S., Sahvadhe, D. V.* Theoretical prerequisites for the formation of a paradigm of synergy between human and artificial intelligence in solving the problems of circular transformation of metallurgical enterprises // Science

- of Europe. – 2023. – № 114. – Pp. 96-101.
5. *Lomelo, F., Bard, L., Maglione, M., Schuster F.* PEPR DIADEM: Priority equipment and research program on the development of innovative materials using artificial intelligence // *Computational and Structural Biotechnology Journal*. – 2024. – Vol. 25. – Pp. 186-193. – <https://doi.org/10.1016/j.csbj.2024.09.019>.
 6. *Grigorenko, M. D.* Artificial intelligence in metallurgy // *Trends in the development of science and education*. – 2024. – Section XLIV. Metallurgy. – Pp. 54-56. – <https://doi.org/10.18411/trnio-11-2024-750>.
 7. *Osadchuk, E. V.* Digitalization of industry: barriers to the introduction of artificial intelligence and proposals for overcoming them // *Management of science: theory and practice*. – 2022. – Vol. 4, № 2. – Pp. 201-209. – <https://doi.org/10.19181/smt.2022.4.2.17>.
 8. *Prokhorova, I. S., Ustinov, V. S., Elkhova, A. V.* Digital maturity of the Russian metallurgical industry: drivers and problems of growth in new geopolitical conditions. Part II. Key directions of digital transformation // *Bulletin of the University*. – 2023. – № 12. – Pp. 44-52. – <https://doi.org/10.26425/1816-4277-2023-12-44-52>.
 9. *Leunov, A. A.* Practical use of artificial intelligence to improve the efficiency of a metallurgical enterprise. Trends 2023-2024 // *Bulletin of the Moscow State University*. – 2025. – № 1. – Pp. 475-487. – http://lp009.flfm.ru/vestnik_ggu.
 10. *Ren, L., Wang, H., Wang, Y., Huang, K., Wang, L., Li, B.* Foundation models for the process industry: challenges and opportunities // *Engineering*. – 2025. – Pp. 1-12. – <https://doi.org/10.1016/j.eng.2025.03.023>.
 11. *Popov, E. V., Simonova, V. L., Cherepanov, V. V.* Development of the principal-agent theory in the context of digital transformation // *Managerial*. – 2022. – Vol. 13, № 3. – Pp. 2-15. – <https://doi.org/10.29141/2218-5003-2022-13-3-1>.
 12. *Benhanifia, A., Cheikh, Z. B., Oliveira, P. M., Valente, A., Lima, J.* Systematic review of predictive maintenance practices in the manufacturing sector // *Intelligent Systems with Applications*. – 2025. – Vol. 26. – № 200501. – Pp. 1-17. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2025.200501>.
 13. *Yang, T., Yi, H., Lua, S., Johansson, K. H., Chai, T.* Intelligent manufacturing for the process industry driven by industrial artificial intelligence // *Engineering*. – 2021. – Vol. 7. – Pp. 1224-1230. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2021.04.023>.
 14. *Popov, E. V., Simonova, V. L., Cherepanov, V. V.* DIGITAL analysis in digital transformation // *Economics and management*. – 2021. – Vol. 27, № 9. – Pp. 672-686. – <http://doi.org/10.35854/1998-1627-2021-9-672-68>.
 15. *Torre, M. L., Aroba, J., Davila, J. M., Sarmiento, A. M.* Evaluation of the effects of corrosion of carbon steel in acid mine drainages by using an explainable artificial intelligence model // *Results in Engineering*. – 2025. – Vol. 25, № 104380. – Pp. 1-9. – <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.104380>.
 16. *Kumar, R., Singh, B. P., Kumar, Am., Kumar, As., Kumar, Aj., Kumar, P.* Integrating selective flocculation techniques for enhanced efficiency in manufacturing processes: A novel approach through artificial neural network modeling // *Journal of Alloys and Metallurgical Systems*. – 2024. – Vol. 7, № 100088. – Pp. 1-13. – <https://doi.org/10.1016/j.jalms.2024.100088>.
 17. *Pavlov, V. A.* Digitalization of production processes at metallurgical enterprises of the Russian Federation // *Progressive Economics*. – 2023. – № 5. – Pp. 64-75. – https://doi.org/10.54861/27131211_2023_5_64.
 18. *Palatto, L. F., Gutierrez, L., Vargas, E., Vargas, B. L.* A Methodology for the optimization of mechanical properties of automotive iron-casting brakes using artificial neural networks // *Procedia Manufacturing*. – 2020. – Vol. 52. – Pp. 162-167. – <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.11.029>.
 19. *Ren, Y., Hu, N., Xu, S., Chen, C., Xuan, W., Ren, Z.* Rapid estimation of γ' solvus temperature for composition design of Ni-based superalloy via physics-informed generative artificial intelligence // *Journal of Alloys and Metallurgical Systems*. – 2024. – Vol. 6, № 100073. – Pp. 1-11. – <https://doi.org/10.1016/j.jalms.2024.100073>.
 20. *Santos, C. A., Spim, Jr. J. A., Ierardi, M. C. F., Garcia A.* The use of artificial intelligence technique for the optimization of process parameters used in the continuous casting of steel // *Applied Mathematical Modelling*. – 2002. – Vol. 26. – Pp. 1077-1092.
 21. *Jomenez-Come, M. J., Munoz, E., Garcia, R., Matres, V., Martin, M. L., Trujillo, F., Turias, I.* Pitting corrosion behaviour of austenitic stainless steel using artificial intelligence techniques // *Journal of Applied Logic*. – 2012. – Vol. 10. – Pp. 291-297. – <http://dx.doi.org/10.1016/j.jal.2012.07.005>.
 22. *Sanches-Ruiz, F. J., Bedolla-Hernandez, M., Rosano-Ortego, G., Bedolla-Hernandez, J., Schabes-Retchkiman, P. S., Vega-Lebrun, C. A., Vargas-Viveros, E.* Artificial intelligence-based model for physical-mechanical surface properties of nanostructured coatings // *Results in Materials*. – 2023. – Vol. 20, № 100494. – Pp. 1-13. – <https://doi.org/10.1016/j.rinma.2023.100494>.
 23. *Devadiga, U., Poojary, R. K. R., Fernandes, P.* Artificial neural network technique to predict the properties of multiwall carbon nanotube-fly ash reinforced aluminium composite // *Journal of Materials Research and Technology*. – 2019. – Vol. 8, № 5. – Pp. 3970-3977. – <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2019.07.005>.
 24. *Margo, T., Ghiotti, A., Bruschi, S., Ferraiuolo, A.* An artificial intelligence approach for the in-line evaluation of steels mechanical properties in rolling // *Procedia CIRP*. – 2021. – Vol. 100. – Pp. 193-198. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.05.054>.
 25. *Ji, F., An, Y., Guan H.* Evolutionary trends and research hotspots in electrochemical machining: A bibliometric analysis from 2010 to 2023 // *International Journal of Electrochemical Science*. – 2024. – Vol. 19. – № 100646. – Pp. 1-12. – <https://doi.org/10.1016/j.ijoes.2024.100646>.
 26. *Kaya, O., Abedinifar, M., Feldhaus, D., Diaz F., Ertugrul S., Friedrich B.* System identification and artificial intelligent (AI) modeling of the molten salt electrolysis process for prediction of the anode effect // *Computational Materials Science*. – 2023. – Vol. 230. – № 112527. – Pp. 1-10. – <https://doi.org/10.1016/j.commatsci.2023.112527>.
 27. *Bhattacharya, S., Govindan, K., Dastidar, S. G., Sharma, P.* Applications of artificial intelligence in closed-loop supply chains: Systematic literature review and future research agenda // *Transportation Research Part E*. – 2024. – Vol. 184. – № 103455. – Pp. 1-27. – <https://doi.org/10.1016/j.tre.2024.103455>.

Информация об авторе

Попов Е.В., доктор экономических наук, доктор физико-математических наук, член-корреспондент РАН, директор Центра социально-экономических исследований, Уральский институт управления РАНХиГС, главный научный сотрудник НИР-Центра Специализированного застройщика «УГМК-Навигатор» (г. Екатеринбург, Российская Федерация).

© Попов Е.В., 2025.

Information about the author

Popov E.V., Doctor of Economics, Doctor of Physico-Mathematical Sciences, Corresponding Member of the Russian Academy of Sciences, Director of the Center for Socio-Economic Research, Ural Institute of Management, RANEPa, Chief Researcher at the Research Center of the Specialized Developer UMMC-Navigator (Yekaterinburg, Russian Federation).

© Popov E.V., 2025.