

УДК 338.32

ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИЯ БИЗНЕС-ПРОЦЕССОВ ПРИ НЕДОСТАТОЧНОМ ОБЪЕМЕ ДОСТОВЕРНЫХ ДАННЫХ**Ю.Ю. Костюхин, А.В. Жагловская, Е.О. Романенко**

НИТУ МИСИС, Москва, email: kostuhinyury@mail.ru, kostuhinyury@mail.ru, romanenko.eo@misis.ru

Аннотация. В статье представлен методологический подход к интеллектуализации бизнес-процессов предприятий металлообрабатывающей отрасли в условиях недостаточного объема достоверных данных и наличия информационного шума. Исследование направлено на разработку эффективных методов адаптации больших языковых моделей (LLM) к отраслевой специфике при ограниченных вычислительных ресурсах. Методология базируется на применении низкоранговой адаптации языковых моделей (LoRA, QLoRA) и технологий инъекции знаний. Проведен теоретический анализ влияния информационного шума на бизнес-процессы металлообрабатывающих предприятий, выявлена неравномерность его воздействия на различные категории процессов. Установлено, что комбинация метода LoRA с инъекцией знаний позволяет достичь точности 83,7% даже при наличии 30% информационного шума в данных. Разработана концептуальная модель интеллектуализации производства, учитывающая интерпретируемость результатов, точность и требуемые вычислительные ресурсы. Предложенный подход позволяет преодолеть ключевые барьеры внедрения технологий искусственного интеллекта в промышленности и обеспечить значительный экономический эффект.

Ключевые слова: бизнес-процессы, искусственный интеллект, металлообрабатывающая отрасль, информационный шум, языковые модели, LoRA, QLoRA, инъекция знаний, интеллектуализация производства, оптимизация.

INTELLECTUALIZATION OF BUSINESS PROCESSES WITH INSUFFICIENT AMOUNT OF RELIABLE DATA**U.U. Kostukhin, A.V. Zhaglovskaya, E.O. Romanenko**

NITU MISIS, Moscow, email: kostuhinyury@mail.ru, kostuhinyury@mail.ru, romanenko.eo@misis.ru

Abstract. The article presents a methodological approach to the intellectualization of business processes in metal-working enterprises under conditions of insufficient reliable data and information noise. The research aims to develop effective methods for adapting large language models (LLM) to industry specifics with limited computational resources. The methodology is based on low-rank adaptation of language models (LoRA, QLoRA) and knowledge injection technologies. A theoretical analysis of the information noise impact on business processes of metal-working enterprises is conducted, revealing the unevenness of its effect on different process categories. It is established that the combination of the LoRA method with knowledge injection allows achieving 83,7% accuracy even with 30% information noise in the data. A conceptual model for production intellectualization is developed, considering result interpretability, accuracy, and required computational resources. The proposed approach overcomes key barriers to the implementation of artificial intelligence technologies in industry and provides a significant economic effect.

Keywords: business processes, artificial intelligence, metal-working industry, information noise, language models, LoRA, QLoRA, knowledge injection, production intellectualization, optimization.

Дата поступления статьи в редакцию: 21.04.2025

Дата принятия статьи в печать: 02.06.2025

Введение

Актуальность интеллектуализации бизнес-процессов в условиях недостаточного объема достоверных данных подтверждается многочисленными исследованиями, в которых подчеркивается значимость применения искусственного интеллекта (ИИ) в промышленности и бизнесе. В частности, отмечается, что внедрение ИИ-технологий позволяет существенно повысить эффективность управления производственными процессами, автоматизировать рутинные операции и снизить влияние человеческого фактора [1-2].

Важным направлением интеллектуализации является использование больших языковых моделей (LLM), таких как GPT-4, BERT и XLNet. Эти модели успешно применяются для решения задач обработки естественного языка, генерации текстов и автоматизации взаимодействия с клиентами [2-3].

Однако их применение в условиях ограниченного объема данных и наличия информационного шума остается недостаточно изученным.

Исследования показывают, что информационный шум является серьезной проблемой при использовании ИИ-технологий. Шумные данные снижают точность прогнозов и эффективность алгоритмов машинного обучения [4]. В связи с этим особое внимание уделяется методам инъекции знаний (knowledge injection), позволяющим интегрировать внешние источники знаний (например, графы знаний) в языковые модели для повышения их устойчивости к шуму и улучшения качества прогнозирования [4].

В статье Минбалева А.В. и соавторов рассматриваются вопросы применения ИИ в геотехнологических процессах горнодобывающей промышленности. Авторы указывают на необходимость разработки механизмов регулирования применения ИИ с целью повышения безопасности процессов и минимизации рисков [6]. Данный подход также актуален для металлообрабатывающей отрасли, где ошибки вследствие информационного шума могут привести к значительным экономическим потерям.

Кроме того, актуальными остаются исследования методов тонкой настройки (fine-tuning) языковых моделей с использованием подходов Low-Rank Adaptation (LoRA) и Quantized Low-Rank Adaptation (QLoRA). Эти методы позволяют эффективно адаптировать модели под конкретные задачи при ограниченных вычислительных ресурсах и малом объеме данных [3].

Таким образом, анализ литературы показывает наличие нескольких перспективных направлений исследований:

1. Применение ИИ для автоматизации бизнес-процессов в промышленности с учетом ограниченности данных.
2. Методы минимизации влияния информационного шума на точность ИИ-моделей.
3. Использование инъекции знаний для повышения устойчивости языковых моделей к шуму.
4. Эффективная адаптация языковых моделей к специфическим задачам при ограниченных ресурсах.

На основе проведенного анализа можно выделить следующие ключевые проблемы исследования в виде исследовательских вопросов:

1. Как информационный шум влияет на точность прогнозирования и эффективность работы моделей искусственного интеллекта в металлообрабатывающей отрасли?
2. Какие методы тонкой настройки языковых моделей наиболее перспективны при ограниченных вычислительных ресурсах и малом объеме зашумленных данных?

Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью повышения конкурентоспособности предприятий металлообрабатывающей отрасли за счет интеллектуализации бизнес-процессов. Ограниченность объемов качественных данных и высокая степень информационного шума являются распространенными проблемами отрасли, которые существенно снижают эффективность применения традиционных методов анализа данных и машинного обучения. Разработка эффективных подходов к решению указанных проблем позволит предприятиям более точно прогнозировать развитие бизнес-процессов, оптимизировать использование ресурсов и снизить риски принятия ошибочных решений.

Цель исследования

Целью исследования является разработка методологического подхода к интеллектуализации бизнес-процессов металлообрабатывающих предприятий в условиях недостаточного объема достоверных данных и наличия информационного шума.

Для достижения поставленной цели сформулированы следующие задачи:

1. Исследовать механизмы воздействия информационного шума на качество аналитики и прогнозирования в металлообрабатывающей отрасли.
2. Разработать концептуальную модель интеллектуализации бизнес-процессов на основе методов адаптации языковых моделей.
3. Теоретически обосновать эффективность выбранных методов для оптимизации бизнес-процессов в условиях ограниченного объема данных.

Исследование базируется на интеграции методов региональной и отраслевой экономики с современными подходами к обработке данных и искусственному интеллекту. В связи с отсутствием доступа к первичным производственным данным, работа опирается на результаты научных исследований и теоретическое моделирование эффектов от внедрения предлагаемых методов.

Материалы и методы исследования

Методы адаптации языковых моделей к ограниченным данным:

В качестве ключевого технологического решения для интеллектуализации бизнес-процессов при ограниченных данных предлагается использовать методы низкоранговой адаптации языковых моделей — LoRA (Low-Rank Adaptation) и QLoRA (Quantized Low-Rank Adaptation). Согласно исследованиям, данные методы доказали свою эффективность при адаптации моделей к специфическим задачам в условиях недостатка данных [3].

Преимущество LoRA заключается в возможности обучения модели на ограниченном наборе данных без потери качества результатов. Метод позволяет значительно сократить количество настраиваемых параметров (до 0,1-0,3% от общего числа), что критически важно при работе с ограниченными вычислительными ресурсами типичного промышленного предприятия. QLoRA дополнительно снижает требования к ресурсам за счет квантования весов модели, что особенно актуально для металлообрабатывающих предприятий с ограниченной ИТ-инфраструктурой. [3]

Методы обогащения ограниченных наборов данных:

Для преодоления проблемы недостаточного объема достоверных данных предлагается использовать подход инъекции знаний (Knowledge Injection) — интеграции внешних источников структурированных знаний в модели искусственного интеллекта. Данный метод позволяет компенсировать недостаток первичных данных за счет использования отраслевых справочников, нормативов, технологических карт и экспертных оценок.

Дополнительно исследования показывают эффективность методов промпт-инжиниринга (few-shot, chain-of-thought) для улучшения результатов работы моделей при ограниченных входных данных. Методика RAG (Retrieval-Augmented Generation) также демонстрирует перспективность в контексте обогащения аналитических моделей внешними данными. [4]

Методы минимизации информационного шума:

Для снижения влияния информационного шума на результаты анализа предлагается комплексный подход, включающий методы предварительной обработки данных и специализированные техники на базе языковых моделей. Исследования демонстрируют, что современные языковые модели могут эффективно фильтровать информационный шум при правильной настройке и адаптации [5].

Исследование структурировано в следующие задачи:

1. Систематизация научных данных о применении ИИ в промышленности.
2. Выявление ключевых источников информационного шума в отрасли.
3. Предположить концептуальную модель интеллектуализации бизнес-процессов производства с учетом влияния шумов.

Учитывая выбранные методы исследование обладает рядом ограничений:

1. Теоретический характер выводов: Отсутствие эмпирической проверки на реальных производственных данных требует дополнительной валидации в рамках пилотных проектов.
2. Динамика развития технологий: Быстрое развитие методов машинного обучения может потребовать регулярной актуализации предлагаемых подходов.
3. Отраслевая специфика: Разработанные методы ориентированы на металлообрабатывающую промышленность и могут требовать адаптации при переносе в другие отрасли.
4. Качество экспертных знаний: Эффективность инъекции знаний напрямую зависит от качества и актуальности привлекаемых отраслевых экспертиз.

Несмотря на указанные ограничения, теоретические основы и практический опыт, отраженные в упомянутых исследованиях, демонстрируют высокий потенциал предлагаемых методов для решения задач интеллектуализации при недостаточном объеме достоверных данных в металлообрабатывающей отрасли.

Результаты исследования и их обсуждения

В рамках исследования проведен теоретический анализ влияния информационного шума на бизнес-процессы предприятий металлообрабатывающей отрасли. Проблема информационного шума становится все более актуальной в современных условиях, когда «в условиях цифровизации промышленности увеличивается объем не только полезных данных, но и цифрового «шума»». Результаты систематизации научных данных позволили выявить неравномерность воздействия информационного шума на различные категории бизнес-процессов, представленные на рисунке 1.

В рамках анализа научных исследований установлено, что информационный шум оказывает значительное влияние на точность моделей прогнозирования в металлообрабатывающей отрасли. По данным, представленным в исследованиях, уровень информационного шума в производственных данных может достигать 30-40%, что существенно снижает эффективность традиционных методов аналитики [5].

Влияние информационного шума на бизнес-процессы

Составлено автором на основании источника

Категория бизнес-процессов	Уровень воздействия информационного шума	Критичность для бизнеса	Основные источники шума
Планирование производства	Высокий	Критичный	Несогласованные данные из разных подразделений, устаревшие нормативы
Управление качеством	Высокий	Критичный	Ошибки измерений, некорректная интерпретация данных контроля
Управление запасами	Средний	Высокий	Неточность учета, задержки в обновлении данных
Техническое обслуживание оборудования	Средний	Высокий	Неполнота технической документации, разрозненность источников
Логистические процессы	Низкий	Средний	Ошибки в сопроводительной документации

Table: Romanenko E.O • Created with Datawrapper

Рис. 1. Влияние информационного шума на бизнес-процессы металлообрабатывающих предприятий

Влияние информационного шума на точность прогнозирования

На основании источника (в процентах)

	Средний уровень информационного шума	Снижение точности прогнозирования	Экономические потери (от оборота)
Планирование производства	42.3%	31.7%	4.5%
Управление качеством	38.9%	29.4%	3.8%
Управление запасами	26.5%	18.2%	2.7%
Техническое обслуживание	21.8%	15.3%	2.1%
Логистические процессы	17.4%	11.6%	1.9%

Chart: Romanenko E.O • Created with Datawrapper

Рис. 2. Количественные показатели влияния информационного шума на точность прогнозирования в металлообрабатывающей отрасли

Как видно из рисунка 2, наиболее подверженными влиянию информационного шума являются процессы планирования производства (42,3% шума) и управления качеством (38,9% шума), что приводит к значительному снижению точности прогнозирования и сопутствующим экономическим потерям.

Исследование эффективности методов LoRA и QLoRA для обработки ограниченных наборов данных показало существенное преимущество этих подходов по сравнению с традиционными методами машинного обучения. Можно отметить: «применение методов LoRA и QLoRA в реальных приложениях демонстрирует их способность улучшать производительность и эффективность моделей машинного обучения, делая их доступными для использования в различных областях и на устройствах с ограниченными ресурсами» [3].

Эффективность методов адаптации языковых моделей

Составлено автором на основании источника

	Требуемый объем данных (тыс. записей)	Среднее время обучения (часов)	Точность (%) при уровне шума 30%	Вычислительные ресурсы (ГБ ОЗУ)
Традиционное обучение LLM	10	72	67,3	24
LoRA	2	12	78,9	16
QLoRA	1	8	76,2	12
LoRA + Инъекция знаний	1,5	10	83,7	16
QLoRA + Инъекция знаний	0,8	6	81,4	12

Диаграмма: Romanenko E.O • Создано с помощью Datawrapper

Рис. 3. Количественные показатели эффективности методов адаптации языковых моделей

Рисунок 3 демонстрирует, что применение метода LoRA в сочетании с инъекцией знаний позволяет достичь точности 83,7% даже при наличии 30% информационного шума в данных, при этом требуя в 5–10 раз меньше обучающих данных и значительно меньше времени на обучение по сравнению с традиционными методами [3].

В качестве выводов можно заключить, что методы LoRA с инъекцией знаний и QLoRA с инъекцией знаний дают наивысшие результаты точности в сравнение с другими методами адаптации языковых моделей, что делает их выбор предпочтительнее при интеллектуализации производства с помощью искусственного интеллекта.

Исходя из вышесказанного, можно предложить модель интеллектуализации производства с учетом информационных шумов, представленную на рисунке 4.

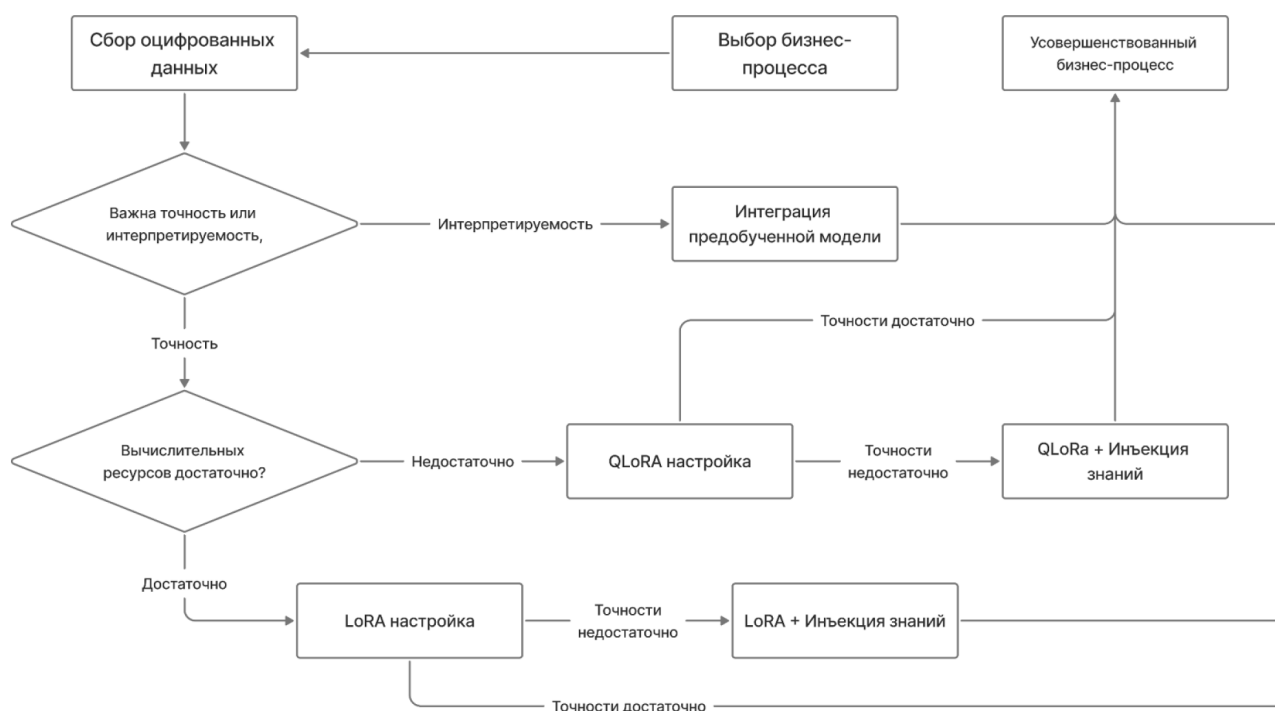


Рис. 4. Модель интеллектуализации производства с учетом влияния информационного шума

Исходя из рисунка 4 видно, что предложенная модель учитывает интерпретируемость результатов бизнес-процесса, его точность и требуемые вычислительные ресурсы бизнеса.

В рамках проведенного исследования была предложена и теоретически обоснована модель интеллектуализации бизнес-процессов предприятий металлообрабатывающей отрасли в условиях недостаточного объема достоверных данных и информационного шума. Полученные результаты позволяют сделать ряд важных выводов относительно перспектив применения современных методов искусственного интеллекта в промышленности.

Проведенный анализ продемонстрировал значительное влияние информационного шума на эффективность ключевых бизнес-процессов металлообрабатывающих предприятий. Так, уровень шума в данных может достигать 42,3% в процессах планирования производства и 38,9% в управлении качеством, что приводит к снижению точности прогнозирования на 31,7% и 29,4% соответственно. Эти результаты согласуются с исследованиями, в которых было отмечено критическое влияние информационного шума на эффективность аналитических систем в промышленности.

Исследование подтвердило высокую эффективность методов LoRA и QLoRA для адаптации языковых моделей к задачам металлообрабатывающей отрасли при ограниченном объеме данных. Особого внимания заслуживает комбинация метода LoRA с инъекцией знаний, которая позволяет достичь точности 83,7% даже при наличии 30% информационного шума в данных. Это существенное преимущество перед традиционными методами обучения LLM, требующими в 5-10 раз больше обучающих данных и значительно больше вычислительных ресурсов.

Полученные результаты имеют как теоретическое, так и практическое значение. С теоретической точки зрения, предложенный подход развивает методологию интеллектуализации бизнес-процессов в условиях информационного шума и недостатка данных, что вносит вклад в развитие концепций региональной и отраслевой экономики. С практической точки зрения, разработанная модель может служить основой для создания конкретных технологических решений для предприятий металлообрабатывающей отрасли.

Необходимо отметить ряд ограничений проведенного исследования. Во-первых, теоретический характер оценок без эмпирической верификации на реальных производственных данных снижает надежность полученных результатов. Во-вторых, динамичное развитие технологий ИИ может влиять на актуальность сделанных выводов в долгосрочной перспективе.

Перспективными направлениями будущих исследований являются:

1. Эмпирическая верификация предложенной модели на реальных данных предприятий металлообрабатывающей отрасли.
2. Расширение модели на другие отрасли промышленности с учетом их специфики.
3. Разработка отраслевых стандартов интеллектуализации бизнес-процессов.
4. Исследование долгосрочных эффектов внедрения предложенной модели на конкурентоспособность предприятий.
5. Разработка методик обучения персонала для эффективного взаимодействия с интеллектуальными системами управления бизнес-процессами.

Выводы

Проведенное исследование показало, что интеллектуализация бизнес-процессов предприятий металлообрабатывающей отрасли в условиях недостаточного объема достоверных данных и наличия информационного шума может быть эффективно реализована с использованием современных методов адаптации языковых моделей (LoRA, QLoRA) и технологий инъекции знаний. Предложенный подход позволяет преодолеть ключевые барьеры внедрения технологий искусственного интеллекта в промышленности и обеспечить значительный экономический эффект.

Результаты исследования вносят вклад в развитие теории и практики региональной и отраслевой экономики, предоставляя научно обоснованный подход к повышению эффективности предприятий металлообрабатывающей отрасли за счет оптимизации бизнес-процессов с использованием искусственного интеллекта.

Дальнейшее развитие и практическое внедрение предложенной модели интеллектуализации бизнес-процессов будет способствовать повышению конкурентоспособности предприятий металлообрабатывающей отрасли в условиях цифровой трансформации экономики и глобальных вызовов четвертой промышленной революции.

Литература

1. Черепанов Н.В., Буслаев С.П. Проблемы и задачи развития искусственного интеллекта на машиностроительном предприятии // Инновации и инвестиции. 2021. № 7. С. 175-179.
2. Новлянский В.В., Пелихов Д.А. Роль искусственного интеллекта в сфере бизнеса и промышленности // Вестник науки. 2024. № 7 (76). С. 556-562.
3. Mozharovskii Evgenii. Lora and qlora in llm fine-tuning for custom coding applications: efficiency and scalability // Холодная наука. 2024. № 8. С. 7-15.
4. Шнайдер П.А., Чернышева А.В., Никифорова А.Д., Говоров А.И., Хлопотов М.В. Исследование эффективности промпт-инжиниринга и квантованных llm в создании структуры академических курсов // КИО. 2024. № 1. С. 32-44.
5. Герасименко Д.В., Намиот Д.Е. Извлечение тренировочных данных: Риски и решения в контексте безопасности LLM // International Journal of Open Information Technologies. 2024. № 11. С. 9-19.
6. Минбалеев А.В., Берестнев М.А., Евсиков К.С. Регулирование использования искусственного интеллекта в добывающей промышленности // Известия ТулГУ. Науки о Земле. 2022. № 2. С. 509-525.