

СРАВНЕНИЕ ПОДХОДОВ К ЗАДАЧЕ АВТОМАТИЧЕСКОЙ ГЕНЕРАЦИИ ОФИЦИАЛЬНЫХ ОТВЕТНЫХ ПИСЕМ С ПОМОЩЬЮ LLM

И. Е. Николаев¹ [0000-0002-9686-2435], А. В. Мельников² [0000-0002-1073-7108],
К. Е. Алексеев³ [0009-0001-0033-8592], А. С. Белоногов⁴ [0009-0002-3211-2763],
М. А. Русанов⁵ [0000-0002-9926-4609]

¹Челябинский государственный университет, г. Челябинск, Россия

^{2, 3, 5}Югорский государственный университет, г. Ханты-Мансийск, Россия

²⁻⁵Югорский научно-исследовательский институт информационных технологий, г. Ханты-Мансийск, Россия

¹ivan_nikolaev@csu.ru, ²MelnikovAV@uriit.ru, ³AlekseevKE@uriit.ru,

⁴BelonogovAS@uriit.ru, ⁵RusanovMA@uriit.ru

Аннотация

Одной из важных задач автоматизации деятельности органов государственной власти является подготовка официальных ответных писем. В статье представлено эмпирическое сравнение двух подходов к автоматической генерации официальных ответных писем – на основе шаблонов, определяющих структуру письма, и на основе релевантных примеров писем, отбираемых с помощью Retrieval-Augmented Generation (RAG). В качестве данных использован оригинальный датасет GovLetter, включающий реальные случаи деловой переписки из практики органов власти Ханты-Мансийского автономного округа – Югры. Генерация осуществлялась с помощью локально развернутой языковой модели с открытыми весами. Качество результатов оценивалось по 12 критериям с применением схемы структурированного промптинга Schema-Guided Reasoning (SGR) и методологии LLM-as-a-Judge. Результаты экспериментов показали, что подход на основе примеров превосходит подход на основе шаблонов по большинству метрик, особенно в точности передачи аргументов, соблюдении официального тона и корректности оформления. Полученные результаты подтверждают потенциал решений, опирающихся на историю документооборота, для эффективной автоматизации подготовки официальных ответных писем.

Ключевые слова: генерация текста, официальная переписка, большая языковая модель, генерация с дополненным извлечением данных, оценка качества, рассуждение управляемой схемой.

ВВЕДЕНИЕ

В современных условиях цифровой трансформации бизнес-процессов и государственного управления автоматизация коммуникационных процессов становится одним из ключевых направлений повышения операционной эффективности организаций. Особое значение приобретает задача автоматической генерации официальных ответных писем и формальных ответов на запросы, которая ежегодно требует значительных временных и человеческих ресурсов. Согласно исследованию McKinsey Global Institute [1], специалисты в среднем тратят 28% рабочего времени на чтение и ответы на электронную почту, что составляет около 2.6 ч в день для работника с полной занятостью. В государственном секторе, где объем входящей корреспонденции исчисляется сотнями тысяч документов ежегодно, а требования к стилю и юридической корректности крайне высоки, данная проблема стоит особенно остро.

Появление больших языковых моделей (Large Language Models, LLM) открыло качественно новые возможности для решения задач автоматической генерации текстов. В отличие от традиционных подходов на основе шаблонов и систем на основе правил, современные LLM способны генерировать контекстно-релевантные, стилистически адекватные и персонализированные ответы [2, 3]. Однако внедрение LLM-систем для автоматизации деловой переписки сопряжено с рядом существенных вызовов: проблем обеспечения фактической точности (галлюцинации), сохранения конфиденциальности данных, соответствия формальным требованиям официальной корреспонденции, а также необходимости разработки надежных методов оценки качества генерации [3, 4]. Особую актуальность эти вопросы приобретают в контексте применения LLM в государственном управлении, где ошибки в коммуникации могут иметь серьезные юридические и репутационные последствия.

Проведенный нами анализ современного состояния исследований по рассматриваемой теме позволяет выделить несколько направлений. Значительное число работ посвящено разработке специализированных систем для генерации

деловых писем в коммерческом секторе [5, 6]. Исследования в области генерации эмпатичных ответов показали эффективность сочетания LLM с методами *in-context learning* [2]. Однако, обзор персонализированных LLM-систем выявил существенные пробелы в области разработки стандартизированных бенчмарков для госсектора [7–11]. Применение искусственного интеллекта (ИИ) в коммуникации органов государственной власти находится на начальной стадии: в работах [12–14] подчеркивается необходимость адаптированных стратегий внедрения с учетом требований прозрачности. Несмотря на признанный потенциал, в научной литературе практически отсутствуют детальные описания успешных внедрений LLM-систем для автоматизации ответов на обращения граждан в российских реалиях, это, скорее всего, связано с тем, что многие решения носят коммерческий характер и не представлены на уровне открытых научных статей.

Научная новизна настоящей работы заключается в комплексном эмпирическом сравнении двух архитектур генерации (на основе шаблонов и примеров писем) на оригинальном датасете официальной переписки органов власти (GovLetter). В отличие от существующих работ, нами предложена интегрированная методика оценки качества через схему *Schema-Guided Review (SGR)*, охватывающую как технологические, так и стилистические аспекты официальных документов.

Практическая значимость проведенного исследования определяется систематизацией опыта внедрения LLM-систем для автоматизации генерации официальных ответных писем. Полученные результаты могут быть использованы специалистами по цифровой трансформации при проектировании систем автоматической генерации ответных писем в органах исполнительной власти.

1. ДАННЫЕ И МОДЕЛИ

1.1. Данные

В качестве данных был взят оригинальный датасет GovLetter, включающий данные официальной деловой переписки органов государственной власти Ханты-Мансийского автономного округа – Югры. Каждая запись включает три компонента:

- 1) входящее письмо: исходный запрос от гражданина или организации;
- 2) инструкция: краткая резолюция руководителя на естественном языке, определяющая суть ответа;
- 3) эталонный ответ: документ, подготовленный специалистом и подписанный руководителем, служащий образцом (ground truth) для оценки качества сгенерированного ответа.

Тематический охват датасета отражает ключевые аспекты государственного управления: планирование и реализацию проектов, мониторинг госпрограмм, прогнозирование трудовых ресурсов, информационную безопасность, госзакупки, финансовое обеспечение. Для обеспечения репрезентативности выборки были сохранены различные типы коммуникационных сценариев: от запросов информации до согласования документов.

1.2. Модели

Ответные письма формировались с использованием локально развернутой языковой модели GPT-OSS-120b (open-source). Выбор этой модели обусловлен требованиями к безопасности данных (локальный инференс) и достаточным объемом контекстного окна для обработки официальных документов. Конфигурация сервера: 2× NVIDIA A100 80 GB, AMD EPYC 7713 64-Core, 500 ГБ ОЗУ. Параметры инференса: температура 0.7, top_p 0.9, max_tokens 2048. Та же модель использовалась в качестве «судьи» (LLM-as-a-Judge) для оценки качества генерации, что обеспечило единообразие метрик.

2. ОПИСАНИЕ ПОДХОДОВ

В рамках эксперимента были рассмотрены два подхода, решающие одну и ту же прикладную задачу: автоматическую генерацию официального ответного письма по входящему обращению и краткой инструкции. Эти подходы принципиально различаются способом передачи контекста и структурирования знаний. Ниже приведено подробное описание архитектур двух подходов.

2.1. Подход на основе шаблонов

Первый подход является правило-ориентированной детерминированной системой. Его ключевой особенностью является опора на заранее заданные структуры (шаблоны), соответствующие типу запроса.

Перечислим этапы этого подхода:

1. Формирование контекста: объединяются текст входящего документа и краткая инструкция руководителя.

2. Извлечение и классификация запросов: модель классификации анализирует инструкцию и определяет наиболее вероятный класс письма из шести доступных категорий (уведомление, сопровождение, запрос, согласование, предложение и прочие письма). Для классификации использован промпт с жестким ограничением вывода в формате JSON.

3. Выбор шаблона: на основе определенного класса система выбирает соответствующую лингвистическую конструкцию (например, «Письмо-отказ» или «Письмо-согласование»). Шаблоны содержат зарезервированные поля (плейсхолдеры) для заполнения конкретной информацией.

4. Генерация фрагментов (Slot Filling): модель заполняет плейсхолдеры шаблона данными, извлеченными из входящего письма и инструкции. На этом этапе обеспечивается контролируемость юридически значимых частей письма (ссылки на нормативные акты, сроки).

5. Сборка итогового ответа: фрагменты объединяются в единый документ с соблюдением деловой нормы оформления (реквизиты, подписи).

6. Финальная редактура: автоматическая проверка на стиль и отсутствие явных противоречий.

Укажем преимущества такого подхода: это высокая предсказуемость, строгое соответствие структуре, минимизация рисков «галлюцинаций» в ключевых реквизитах.

Отметим недостатки: это ограниченная гибкость, неспособность адаптироваться к нюансам тональности, риск генерации неестественного текста при сложных запросах, не укладывающихся в шаблон.

2.2. Подход на основе примеров писем

Второй подход является пример-ориентированной, семантически насыщенной системой. Он использует механизм поиска по векторной базе данных, содержащей реальные исторические ответные письма.

Этот подход включает следующие этапы.

1. Формирование контекста: объединяются текст входящего документа и инструкция.

2. Доменная классификация: текст входящего документа подается в модель классификации, которая определяет наиболее вероятный класс письма из 23 доступных категорий. Выбранный класс активирует соответствующий «контекстный домен» для поиска, сужая область поиска релевантных примеров.

3. Векторизация и поиск (Retrieval)

– *Корпус данных:* база знаний состоит из исторических ответных писем (в данном эксперименте был использован тот же датасет GovLetter в качестве демонстрационного пула).

– *Embedding:* каждое письмо в базе представлено как единый семантический вектор; входящий запрос также преобразуется в векторное представление.

– *Гибридный поиск:* система объединяет результаты двух алгоритмов: семантического поиска по косинусному расстоянию между векторами и лексического поиска на основе алгоритма BM25. Это позволяет находить примеры, релевантные как по смыслу, так и по ключевым словам (например, номера законов, аббревиатуры).

– *Ранжирование:* списки кандидатов объединяются, выбираются топ-3 наиболее релевантных письма-примера.

4. Few-shot генерация: выбранные примеры используются как контекст (few-shot prompting) для основной языковой модели. Модель видит не просто инструкцию, а паттерны успешных ответов на похожие запросы.

5. Сборка и редакция: формирование итогового ответа с опорой на стиль найденных примеров.

Отметим преимущества: это высокая адаптивность, воспроизведение принятого в учреждении стиля и тона, лучшая связность текста.

Недостатками же являются вероятность фактических ошибок (галлюцинаций дат, имен), зависимость от качества базы примеров, вычислительные затраты на этапе поиска.

3. МЕТОДОЛОГИЯ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА

Оценка качества сгенерированных писем проводилась по схеме Schema-Guided Review (SGR) в связке с подходом LLM-as-a-Judge. Независимая LLM выступала «моделью-критиком» и выносила оценку по формализованной схеме с явной аргументацией.

Критерии оценки (12 пунктов): оценка проводилась по шкале от 0 до 2 баллов (0 – невыполнение, 1 – частично, 2 – полностью) для каждого критерия (см. табл. 1).

Использование SGR обеспечило трассируемость (каждой оценке сопутствует аргументация), воспроизводимость (фиксируются версия модели и промпт) и интерпретируемость результатов.

4. РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

В ходе эксперимента выполнено сравнительное тестирование двух архитектур. Оценка производилась по 12 критериям схемы SGR. Усредненные результаты оценки представлены в табл. 1.

Табл. 1. Сравнительный анализ качества генерации
(средние баллы по 12-критериальной шкале)

Критерий оценки	Подход на основе шаблонов (средний балл)	Подход на основе примеров (средний балл)	Разность (Δ)
Структура и оформление			
1. Корректность вступления ответного письма	1.46	1.39	-0.07
2. Разделение на абзацы	1.81	1.87	+0.06
3. Связность текста (логические переходы)	1.61	1.54	-0.07
Содержательная часть			
4. Полнота передачи ключевых аргументов	1.09	1.20	+0.11
5. Точность передачи ключевых аргументов (без искажения смысла)	1.07	1.24	+0.17
6. Точность дат и их формата	1.35	1.59	+0.24

7. Точность имен и названий организаций	1.02	1.13	+0.11
8. Корректность ссылок на законы (если есть)	1.54	1.65	+0.11
Стиль и грамотность			
9. Отсутствие избыточной информации («воды»)	1.26	1.57	+0.31
10. Соблюдение официального тона	1.70	1.72	+0.02
11. Корректность аббревиатур	1.22	1.35	+0.13
12. Грамотность (орфография, пунктуация)	1.30	1.57	+0.27
Итог (среднее по критериям)	1.37	1.48	+0.11

Количественный анализ. Подход на основе примеров продемонстрировал системное превосходство над подходом на основе шаблонов по большинству метрик (9 из 12 критериев). Наиболее значимый прирост качества зафиксирован в категориях, отвечающих за смысловую точность и лаконичность.

- **Точность аргументов:** увеличение среднего балла на 0.17 указывает на способность модели лучше контекстуализировать инструкцию при наличии примеров-прецедентов.
- **Отсутствие «воды»:** прирост на 0.31 балла свидетельствует о том, что модель, обученная на реальных примерах, склонна к более деловому и сжатому стилю изложения, чем при генерации по жесткому шаблону.
- **Грамотность и даты:** улучшение оформления дат (+0.24) и общей грамотности (+0.27) подтверждает, что few-shot-контекст помогает модели соблюдать формальные стандарты документооборота.

Подход на основе шаблонов показал сопоставимые или лучшие результаты лишь в отдельных структурных элементах (например, корректность вступления), что объясняется жесткой детерминированностью шаблонов. Однако его гибкость недостаточна для вариативных запросов.

Качественный анализ (Case Study). Для глубокой интерпретации результатов был проведен разбор конкретных кейсов генерации.

- **Удачный кейс (RAG):** при запросе на предоставление кандидатур экспертов модель корректно использовала структуру реального ответа, сохранив ссылку на ОКВЭД и формат приложения. В отличие от подхода на основе шаблонов, который выглядел сухо и формально, подход на основе примеров содержал необходимые реквизиты и логические переходы, характерные для живой переписки.

- Вход: запрос Минтруда о кандидатурах экспертов.
- Инструкция: направляю предложения по ОКВЭД 58-63.
- Результат подхода на основе примеров: текст включал корректное обоснование выбора экспертов согласно классификатору, что соответствовало стилю эталонного ответа.

- **Проблемный кейс (оба подхода):** в задачах, требующих точного указания имен собственных и специфических аббревиатур, оба метода допустили ошибки. В подходе на основе примеров в отдельных случаях проявлялись «галлюцинации», необоснованно добавлялись даты встреч или ссылки на нормативные акты, которых не было во входящем документе. Это подтверждает необходимость обязательного человеческого контроля (Human-in-the-loop).

- **Избыточность:** подход на основе шаблонов чаще страдал от недостатка информации (не раскрывал контекст инструкции), тогда как подход на основе примеров иногда допускал избыточную детализацию, копируя стиль примеров там, где это не требовалось. Например, в кейсе с видеоконференцией модель самостоятельно назначила дату и время, которых не было в инструкции, что является критической ошибкой в деловой переписке.

Таким образом, подход на основе примеров является более перспективным для внедрения в реальный документооборот благодаря высокой адаптивности и стилистической точности. Однако риски генерации фактических ошибок требуют реализации механизмов верификации именованных сущностей.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведено эмпирическое сравнение двух подходов к автоматической генерации официальных ответных писем: на основе шаблонов и релевантных примеров. Эксперимент выполнен на оригинальном датасете GovLetter, содержащем реальные кейсы переписки органов власти Ханты-Мансийского автономного округа – Югры.

Получены следующие основные результаты.

1. Подход с использованием поиска релевантных примеров превосходит подход на основе шаблонов по 9 из 12 метрик качества, в том числе по точности передачи аргументов, соблюдению официального тона и грамотности текста.

2. Использование исторических данных на основе RAG позволяет модели гибко адаптироваться к принятым в органах власти практикам коммуникации и новым тематикам официальных писем.

3. Оба подхода демонстрируют недостаточную надежность в обработке именованных сущностей (имена, должности, аббревиатуры) и склонны к фактическим галлюцинациям (даты, ссылки на законы).

4. На основе проведенных экспериментов наиболее эффективной на данном этапе признана гибридная схема, где ИИ выполняет черновую генерацию, а сотрудник осуществляет финальную редактуру и проверку фактов.

Проанализированные подходы могут быть интегрированы в системы электронного документооборота для ускорения подготовки проектов ответов. Внедрение подхода на основе примеров сокращает время на подготовку черновиков писем при сохранении высокого качества коммуникации.

В настоящее время эти подходы, апробируются в органах государственной власти Ханты-Мансийского автономного округа – Югры.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Chui M., Manyika J., Bughin J. et al. The social economy: Unlocking value and productivity through social technologies // McKinsey Global Institute. 2012.

2. Qian Y., Zhang W.-N., Liu T. Harnessing the Power of Large Language Models for Empathetic Response Generation. arxiv:2310.05140. 2023.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.05140>

3. Minkova L., López Espejel J., Djaidja T.E.T. et al. From Words to Workflows: Automating Business Processes. arXiv:2412.03446. 2024.

<https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.03446>

4. *Xu W., Desai J., Wu F. et al.* HR-Agent: A Task-Oriented Dialogue (TOD) LLM Agent Tailored for HR Applications. arXiv:2410.11239. 2024.

<https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.11239>

5. *Li W., Soni S., Saha K.* Emails by LLMs: A comparison of language in ai-generated and human-written emails // Proceedings of the ACM. 2025.

<https://doi.org/10.1145/3717867.371787>

6. *Shrivastava R., Sheikh A., Khan A.* Cold Email Generator Using LLM. Preprint.

<https://doi.org/10.65521/ijacte.v14i1.382>

7. *Ray S., Pan R., Gu Z. et al.* RAGServe: Fast Quality-Aware RAG Systems with Configuration Adaptation. arXiv:2412.10543. 2024.

<https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.10543>

8. *Novelo R., Silva R.R., Bernardino J.* A Literature Review of Personalized Large Language Models for Email Generation. <https://doi.org/10.3390/fi17120536>

9. *Lehto T., Hinkka M.* Discovering Business Area Effects to Process Mining Analysis Using Clustering and Influence Analysis // Conference proceedings. 2020.

https://doi.org/10.1007/978-3-030-53337-3_18

10. *Cerqueti R., Clemente G.P., Grassi R.* Stratified communities in complex business networks. arXiv:1902.03854. 2019.

<https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.03854>

11. *Thiergart J., Huber S., Übellacker T.* Understanding emails and drafting responses—An approach using GPT-3. arXiv:2102.03062. 2021.

<https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.03062>

12. *Jimenez-Gomez C. E., Cano-Carrillo J., Falcone Lanas F.* Artificial Intelligence in Government // IEEE Computer. 2020. Vol. 53, No. 9.

<https://doi.org/10.1109/MC.2020.3010043>

13. *Barona J., Torres V. E., Defas Ayala R.V.* La inteligencia artificial en los procesos de administración pública // Latam. 2023. Vol. 4, No. 6.

<https://doi.org/10.56712/latam.v4i6.1541>

14. *Aoki G.* Large Language Models in Politics and Democracy: A Comprehensive Survey. arXiv:2412.04498. 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.04498>

COMPARISON OF APPROACHES TO THE PROBLEM OF AUTOMATIC GENERATION OF OFFICIAL REPLY LETTERS USING LLM

I. E. Nikolaev¹ [0000-0002-9686-2435], A. V. Melnikov² [0000-0002-1073-7108],
K. E. Alekseev³ [0009-0001-0033-8592], A. S. Belonogov⁴ [0009-0002-3211-2763],
M. A. Rusanov⁵ [0000-0002-9926-4609]

¹*Chelyabinsk State University, Chelyabinsk, Russia*

^{2, 3, 5}*Yugra State University, Khanty-Mansiysk, Russia*

²⁻⁵*Ugra Research Institute of Information Technologies, Khanty-Mansiysk, Russia*

¹ivan_nikolaev@csu.ru, ²MelnikovAV@uriit.ru, ³AlekseevKE@uriit.ru,

⁴BelonogovAS@uriit.ru, ⁵RusanovMA@uriit.ru

Abstract

One of the key automation challenges for government agencies is the preparation of official response letters. This article presents an empirical comparison of two approaches to the automatic generation of official response letters: one based on templates defining the letter structure and one based on relevant letter examples selected using RAG. The original GovLetter dataset, which includes real-life business correspondence from government agencies in the Khanty-Mansi Autonomous Okrug – Yugra, was used as a basis. Generation was performed using a locally deployed open-source language model. The quality of the results was assessed according to 12 criteria using the Schema-Guided Reasoning (SGR) framework and the LLM-as-a-Judge methodology. The experimental results demonstrate that the example-based approach outperforms the template-based approach in most metrics, particularly in the accuracy of arguments, formal tone, and correct formatting. The obtained results confirm the potential of solutions based on document history for the effective automation of official response letter preparation.

Keywords: *text generation, official correspondence, large language models, RAG, quality assessment, SGR.*

REFERENCES

1. Chui M., Manyika J., Bughin J. et al. The social economy: Unlocking value and productivity through social technologies // McKinsey Global Institute. 2012.

2. *Qian Y., Zhang W.-N., Liu T.* Harnessing the Power of Large Language Models for Empathetic Response Generation. arXiv:2310.05140. 2023.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.05140>
3. *Minkova L., López Espejel J., Djaidja T.E.T. et al.* From Words to Workflows: Automating Business Processes. arXiv:2412.03446. 2024.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.03446>
4. *Xu W., Desai J., Wu F. et al.* HR-Agent: A Task-Oriented Dialogue (TOD) LLM Agent Tailored for HR Applications. arXiv:2410.11239. 2024.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.11239>
5. *Li W., Soni S., Saha K.* Emails by LLMs: A comparison of language in ai-generated and human-written emails // *Proceedings of the ACM.* 2025.
<https://doi.org/10.1145/3717867.371787>
6. *Shrivastava R., Sheikh A., Khan A.* Cold Email Generator Using LLM. Preprint.
<https://doi.org/10.65521/ijacte.v14i1.382>
7. *Ray S., Pan R., Gu Z. et al.* RAGServe: Fast Quality-Aware RAG Systems with Configuration Adaptation. arXiv:2412.10543. 2024.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.10543>
8. *Novelo R., Silva R.R., Bernardino J.* A Literature Review of Personalized Large Language Models for Email Generation. <https://doi.org/10.3390/fi17120536>
9. *Lehto T., Hinkka M.* Discovering Business Area Effects to Process Mining Analysis Using Clustering and Influence Analysis// *Conference proceedings.* 2020.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-53337-3_18
10. *Cerqueti R., Clemente G. P., Grassi R.* Stratified communities in complex business networks. arXiv:1902.03854. 2019.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.03854>
11. *Thiergart J., Huber S., Übellacker T.* Understanding emails and drafting responses—An approach using GPT-3. arXiv:2102.03062. 2021.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.03062>
12. *Jimenez-Gomez C.E., Cano-Carrillo J., Falcone Lanás F.* Artificial Intelligence in Government // *IEEE Computer.* 2020. Vol. 53, No. 9.
<https://doi.org/10.1109/MC.2020.3010043>
13. *Barona J., Torres V. E., Defas Ayala R.V.* La inteligencia artificial en los procesos de administración pública // *Latam.* 2023. Vol. 4, No. 6.

<https://doi.org/10.56712/latam.v4i6.1541>

14. Aoki G. Large Language Models in Politics and Democracy: A Comprehensive Survey. arXiv:2412.04498. 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.04498>

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



НИКОЛАЕВ Иван Евгеньевич – к. т. н., старший преподаватель кафедры информационных технологий и экономической информатики Института информационных технологий Челябинский государственный университет.

Ivan Evgenievich NIKOLAEV – PhD, senior lecturer, Department of Information Technology and Economic Informatics, Institute of Information Technology, Chelyabinsk State University.

email: ivan_nilolaev@csu.ru

ORCID: 0000-0002-9686-2435



МЕЛЬНИКОВ Андрей Витальевич – д. т. н., профессор, директор Югорского научно-исследовательского института информационных технологий.

Andrey Vitalievich MELNIKOV – Doctor of Technical Sciences, Professor, director of the Yugra Research Institute of Information Technology.

email: MelnikovAV@uriit.ru

ORCID: 0000-0002-1073-7108



АЛЕКСЕЕВ Кирилл Евгеньевич – главный эксперт Югорского научно-исследовательского института информационных технологий.

Kirill Evgenievich ALEKSEEV – chief expert of the Yugra Research Institute of Information Technology.

ORCID: 0009-0001-0033-8592

email: AlekseevKE@uriit.ru



БЕЛОНОВ Александр Сергеевич – руководитель центра сетевых технологий и телекоммуникаций Югорского научно-исследовательского института информационных технологий.

Alexander Sergeevich BELONOGOV – head of the Center for Network Technologies and Telecommunications at the Yugra Research Institute of Information Technology.

ORCID: 0009-0002-3211-2763

email: BelonogovAS@uriit.ru



РУСАНОВ Михаил Александрович – окончил Югорский государственный университет (ЮГУ) в 2010 г. Руководитель центра развития искусственного интеллекта Югорского научно-исследовательского института информационных технологий.

Mikhail Aleksandrovich RUSANOV – graduated from Yugra State University (YSU) in 2010. Head of the Artificial Intelligence Development Center at the Yugra Research Institute of Information Technology.

email: RusanovMA@uriit.ru

ORCID: 0000-0002-9926-4609

Материал поступил в редакцию 12 апреля 2026 года