

О ПРИМЕНИМОСТИ НЕЙРОСЕТЕЙ В ИЗДАТЕЛЬСКОМ ДЕЛЕ

С. И. Ширинбегзода¹ [0009-0003-7317-4722], Д. А. Шишкин² [0009-0008-9742-4489],
Б. С. Усманов³ [0009-0008-5078-7266], Н. М. Боргест⁴ [0000-0003-2934-6198]

¹⁻⁴*Самарский национальный исследовательский университет имени академика С. П. Королева, г. Самара, Россия*

¹shirinbegzodasi@yandex.ru, ²Cr1stra61@yandex.ru, ³usmanov.studios@yandex.ru,
⁴borgest@yandex.ru

Аннотация

В работе дана оценка границ применимости больших языковых моделей в редакционных задачах издательского процесса и установлен оптимальный формат взаимодействия между человеком и алгоритмическими системами.

Методологической основой исследования является сравнительный эксперимент, в рамках которого несколько популярных нейросетевых моделей (Alice AI, GigaChat, DeepSeek, Gemini и ChatGPT) выполнен статистический анализ контрольного текста на русском языке. Определялись количественные характеристики текста: числа слов, символов с пробелами и без пробелов, а также количества абзацев. Полученные результаты сопоставлялись с эталонными значениями, установленными с помощью текстового редактора MS Word, использующего детерминированный алгоритм подсчета символов.

Результаты эксперимента показали, что нейросетевые модели демонстрируют различную степень точности при выполнении задач количественного анализа текста. Основной причиной подобных ошибок являются архитектура больших языковых моделей и использование алгоритмов токенизации, которые разрывают прямую связь между символами и внутренним представлением текста в модели.

На основе полученных результатов предложена концепция гибридной архитектуры издательских информационных систем, в которой генеративные языковые модели используются для выполнения творческих и аналитических задач, а операции, требующие строгой формальной точности, передаются специали-

рованными детерминированным микросервисам. Предложенный подход позволяет повысить надежность и предсказуемость работы интеллектуальных издательских систем.

***Ключевые слова:** искусственный интеллект, издательское дело, большие языковые модели, нейросети, автоматизация, токенизация, редакционный процесс.*

ВВЕДЕНИЕ

Искусственный интеллект (ИИ) активно трансформирует издательскую индустрию, автоматизируя процессы обработки текста и графики. Рост интереса к генеративным языковым моделям связан с быстрым развитием методов обработки естественного языка (Natural language processing, NLP) и появлением так называемых больших языковых моделей (Large Language Models, LLM), обученных на огромных корпусах текстовых данных. Такие системы способны генерировать связный текст, выполнять перевод, реферирование и ряд других задач обработки информации. Однако их применение в профессиональных производственных процессах, включая издательское дело, требует детального анализа надежности и точности их работы. Актуальность настоящего исследования обусловлена необходимостью понимать не только возможности, но и технические ограничения этих инструментов, чтобы избегать ошибок в производстве.

АНАЛИЗ СУЩЕСТВУЮЩИХ ИССЛЕДОВАНИЙ

Внедрение нейросетевых технологий в издательский цикл происходит неравномерно, затрагивая автоматизацию производства, прогнозную аналитику и изменение характера человеческого труда [1]. Наиболее ощутимо влияние ИИ в работе с текстом, где инструменты обработки естественного языка ускоряют корректуру, предлагают стилистические правки и создают черновые переводы [2]. Все это ведет не к замещению специалистов, а к смене парадигмы их деятельности: акцент смещается с рутинного исполнения на экспертную верификацию. Для редакторов и переводчиков приоритетом становится контроль контекста и культурных нюансов, тогда как для авторов нейросети выступают в роли генераторов идей, оставляя функцию смыслообразования за человеком. Однако

эффективность цифровых помощников ограничена техническими особенностями больших языковых моделей. Демонстрируя успехи в «креативных» задачах, алгоритмы часто оказываются несостоятельными в строгих формальных операциях [3].

Особо подчеркнем, что внедрение LLM в издательские дело требует строгого контроля, так как алгоритмы склонны к галлюцинациям и различным типам искажений [4]. При проектировании таких программно-аппаратных комплексов на первый план выходят требования к предсказуемости и высокой доступности ИИ как сервиса [5].

МЕТОДИКА ИССЛЕДОВАНИЯ

Одной из фундаментальных проблем современных генеративных моделей является их неспособность к точному подсчету количественных характеристик текста. Данный феномен, получивший в профессиональном сообществе условное название «проблема клубники» (от английского слова *strawberry*, в котором модели часто ошибочно насчитывают две буквы «r» вместо трех), имеет глубокие технические корни [6]. Причина систематических ошибок LLM кроется в их архитектуре: модели работают не с отдельными буквами, а с токенами – фрагментами слов, которые могут быть разной длины. Например, слово «дерева» в зависимости от словаря токенизатора может быть представлено как один токен или как два («*дере*» + «*ья*»). При этом модель не хранит точную длину каждого токена в символах; ее ответ формируется на основе вероятностного предсказания, а не прямого вычисления [7].

Фундаментальное ограничение связано с алгоритмами токенизации, которые разрывают прямую связь между словом и составляющими его символами. Из-за этого понимание на уровне отдельных знаков формируется у моделей крайне медленно и нелинейно [8]. Некорректная токенизация является одной из главных «точек отказа», снижающих общую надежность LLM при обработке лингвистических запросов [9].

Для эмпирической проверки масштаба указанных погрешностей был проведен сравнительный эксперимент. В качестве эталонного инструмента был выбран текстовый редактор MS Word, который выполняет прямой посимвольный подсчет в кодировке Unicode. Это детерминированный алгоритм, не зависящий

от контекста и дающий абсолютно точный результат для заданной строки символов, что позволяет считать его «золотым стандартом» для измерения длины текста. Объектами исследования стали популярные нейросетевые модели: Alice AI, GigaChat, DeepSeek, Gemini и ChatGPT. Была поставлена задача провести полный статистический анализ контрольного текста на русском языке, а именно: подсчитать количество слов, знаков (с пробелами и без) и абзацев. Полученные результаты сопоставлялись с данными MS Word.

Все модели использовались через публичные интерфейсы без дополнительной настройки параметров генерации. Для каждой модели был выполнен отдельный анализ контрольного текста с использованием одинакового запроса, что обеспечивало сопоставимость результатов.

В качестве метрики точности бралась относительная погрешность вычислений. Она определялась как отношение абсолютного отклонения результата модели от эталонного значения к эталону: комбинированная функция потерь имеет следующий вид:

$$\delta = \frac{|X_{\text{model}} - X_{\text{ref}}|}{X_{\text{ref}}} \times 100,$$

где X_{model} – результат, полученный нейросетевой моделью; X_{ref} – эталонное значение, полученное в MS Word.

Использование этой метрики позволило количественно оценить степень отклонения результатов различных моделей от детерминированного алгоритма подсчета символов.

Для анализа был отобран фрагмент художественного текста на русском языке под условным названием «Осенний день», обладающий следующей структурой:

«Осенний день

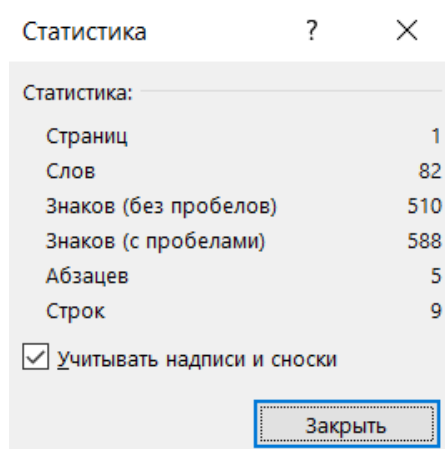
В октябре природа готовится к зимнему сну. Деревья сбрасывают последние листья, которые кружатся в воздухе, словно золотые бабочки. Ветер гонит их по пустынным улицам, создавая причудливые узоры на асфальте.

Небо серое, низкое, но дождя нет. Солнце изредка пробивается сквозь тучи, освещая мокрые тротуары. В парках тишина, лишь изредка нарушаемая шорохом опавшей листвы.

Прохожие спешат по своим делам, кутаясь в шарфы. Дети собирают красивые листья для гербария. Воздух свежий, прозрачный, наполненный особым осенним ароматом.

Этот день – как прощальный подарок уходящей осени.»

В нейросети отправлялся следующий промпт: «Используй Python для подсчета: общее количество слов; количество знаков без пробелов; количество знаков с пробелами; количество абзацев. Текст: [далее следовал текст]». Эталонные количественные характеристики текста приведены на рис. 1.



Статистика	
Страниц	1
Слов	82
Знаков (без пробелов)	510
Знаков (с пробелами)	588
Абзацев	5
Строк	9

Учитывать надписи и сноски

Закреть

Рис. 1. Эталонные количественные характеристики текста.

ЭКСПЕРИМЕНТ И РЕЗУЛЬТАТЫ

Перед нейросетями была поставлена задача извлечь из контрольного текста ключевые метрические показатели. Сравнительный анализ (см. табл. 1) полученных данных позволил выявить существенные различия в точности работы алгоритмов.

Табл. 1. Результаты подсчета количественных характеристик текста различными нейросетевыми моделями (промт 1, данные актуальны на 26 января 2026 г.).

Модель/ инструмент	Слова, шт.	Знаков (без пробелов), шт.	Знаков (с пробелами), шт.	Аб- зацы, шт.	δ , % с пробелами	Ссылки на диалог
MS Word (эталон)	82	510	588	5	–	–
Alice AI	97	1072	1257	5	113.78	–
GigaChat	81	433	499	4	15.14	https://giga.chat/link/gcsbTRNPmY
Deepseek (Глубокое мышление)	97	511	608	4	3.40	https://chat.deepseek.com/share/muex5r93pya7fvwe6
Gemini (Думающая)	83	502	588	5	0	https://gemini.google.com/share/a4dbfcf1e721
Gemini (Профессиональная)	84	516	603	5	2.55	https://gemini.google.com/share/ec4a97dbcb4f
ChatGPT	83	510	592	5	0.68	https://chatgpt.com/share/69775e41-b47c-8007-b548-09f519e5bd61

Как видно из табл. 1, большинство моделей демонстрирует значительные отклонения от эталонных значений. Наибольшая погрешность наблюдается у модели Alice AI, где число символов оказалось завышено более чем в два раза.

Лидером по точности стала модель ChatGPT, продемонстрировавшая минимальное отклонение от эталона (+0.68% знаков с пробелами) и верный подсчет абзацев. Сопоставимые результаты показала Gemini (Думающая). Осталь-

ные модели продемонстрировали значительные погрешности, что делает их непригодными для точного учета издательских объемов.

Полученные результаты подтверждают фундаментальную особенность LLM – отсутствие строгого механизма детерминированных вычислений. Даже при использовании инструкций, предполагающих выполнение программного кода, модель фактически генерирует вероятностный текстовый ответ, имитируя процесс вычисления. Это объясняет наблюдаемую нестабильность результатов.

Дополнительным фактором является различие в алгоритмах токенизации, используемых разными LLM. Поскольку слова могут разбиваться на различные токены, модель оперирует не символами, а вероятностными последовательностями токенов. Это приводит к накоплению ошибок при выполнении задач, требующих точного посимвольного анализа.

Кроме того, следует учитывать, что некоторые модели оптимизированы преимущественно для генерации связного текста, а не для выполнения формальных аналитических операций. В результате они демонстрируют высокие результаты в задачах генерации, но уступают детерминированным алгоритмам при точных вычислениях.

Для проверки устойчивости полученных результатов был проведен дополнительный эксперимент с альтернативной формулировкой запроса (см. табл. 2). В частности, был использован следующий запрос: «Проанализируй текст и выведи статистику: количество слов, знаков без пробелов, знаков с пробелами, абзацев. Не пиши код, используй свои внутренние возможности подсчета».

Табл. 2. Результаты подсчета количественных характеристик текста различными нейросетевыми моделями (промт 2, данные актуальны на 26 января 2026 г.)

Модель/ Инструмент	Слова, шт.	Знаков (без пробелов), шт.	Знаков (с пробелами), шт.	Аб- зацы, шт.	δ , % с пробелами)	Ссылки на диалог
MS Word (эталон)	82	510	588	5	–	–
Alice AI	107	602	725	5	23.30	–
GigaChat	86	423	481	5	18.20	https://giga.chat/link/gcs-COdLwUy
Deerseek (Глубокое мышление)	92	424	514	3	12.59	https://chat.deerseek.com/share/5v44zi6mr56qx214zz
Gemini (Думающая)	82	519	597	5	1.53	https://gemini.google.com/share/9964a7488c00
Gemini (Профессиональная)	82	517	593	5	0.85	https://gemini.google.com/share/d0e2febe1074
ChatGPT	82	511	588	5	0.00	https://chatgpt.com/share/69775bf3-6dd4-8007-87aa-e251d875375f

АРХИТЕКТУРНЫЕ ПРИНЦИПЫ

Попытки создать полностью автономные системы на базе LLM в издательской сфере часто сталкиваются с проблемами детерминированности и стабильности работы [10]. Для обеспечения высокой доступности издательских сервисов при пиковых нагрузках необходимо применять паттерны распределенных систем. В частности, интеграция LLM должна осуществляться через специализированные AI-шлюзы (AI Gateways), обеспечивающие механизмы автоматического выключения и альтернативной стратегии на случай отказа или некорректного ответа модели [11].

Как показал эксперимент, вероятностная природа LLM делает их неприменимыми для точных количественных операций. Поэтому в архитектуре высокодоступной системы управления контентом (Content Management System, CMS) должен применяться паттерн гибридной маршрутизации: задачи строго количественного анализа (уровень C) должны направляться к классическим детерминированным микросервисам, а творческие задачи – к LLM [12].

На основе полученных результатов может быть предложена концептуальная архитектура гибридной издательской системы. В такой системе интеграция LLM осуществляется через промежуточный слой – AI Gateway, который выполняет маршрутизацию запросов между различными типами сервисов.

Запросы, связанные с генерацией текста, стилистической правкой или реферированием, направляются к языковой модели. В то же время задачи, требующие строгой формальной точности (например, подсчет объема текста, проверка структуры документа или анализ ссылок) обрабатываются специализированными детерминированными микросервисами.

Подобная архитектура позволяет объединить преимущества генеративных моделей и классических алгоритмов, обеспечивая одновременно высокую производительность системы и необходимый уровень надежности.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенное исследование не только подтверждает необходимость участия человека в издательском процессе с использованием ИИ, но и позволяет уточнить границы применимости LLM. На основе анализа ошибок предлагается классифицировать редакционные задачи по трем уровням автономии:

- уровень А (полная автоматизация): задачи, не требующие высокой точности;
- уровень В (автоматизация с верификацией): задачи, где допустима небольшая погрешность, но результат должен быть проверен человеком (стилистическая правка, реферирование);
- уровень С (только инструментальный контроль): задачи, где ошибки LLM критичны (подсчет объема, проверка ссылок).

Перспективным направлением дальнейших исследований является разработка специализированных гибридных архитектур, сочетающих возможности LLM и традиционных алгоритмов обработки текста. В частности, актуальными являются задачи повышения надежности LLM-сервисов, создания систем автоматической верификации результатов и разработки методов интеграции языковых моделей в распределенные издательские платформы.

Развитие подобных систем позволит более эффективно использовать потенциал ИИ в издательской индустрии, одновременно минимизируя риски, связанные с вероятностной природой генеративных моделей.

Таким образом, будущее издательского дела – не в замене человека машиной, а в построении гибридных систем, где ИИ выступает ассистентом, берущим на себя рутину, а человек остается экспертом качества, особенно в задачах, требующих формальной точности. Такой подход позволяет не только избежать ошибок, но и повысить общую эффективность производства.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ryzkho O., Krainikova T., Vodolazka S., Sokolova K. Generative AI changes the book publishing industry: reengineering of business processes // *Communication and Society*. 2024. V. 37 (3), P. 255–271.
<https://doi.org/10.15581/003.37.3.255-271>
2. Spubl. Использование искусственного интеллекта при написании научной статьи // Spubl. 2024. URL: <https://spubl.com.ua/ru/blog/using-artificial-intelligence-when-writing-a-scientific-article> (дата доступа 19.04.2026)
3. Мурзин А.А. Нейросети в книгоиздании: кейс «Интерактивная энциклопедия для школьников» // *Известия Уральского федерального университета. Серия 1: Проблемы образования, науки и культуры*. 2024. Т. 30, № 4. С. 165–173.

<https://doi.org/10.15826/izv1.2024.30.4.072>

4. *Ahn S.* The transformative impact of large language models on medical writing and publishing: current applications, challenges and future directions // Korean J Physiol Pharmacol. 2024. V. 28 (5). P. 393–401.

<https://doi.org/10.4196/kjpp.2024.28.5.393>

5. Ensuring AI Reliability: Correctness, Consistency, and Availability. URL: <https://dev.to/kapusto/ensuring-ai-reliability-correctness-consistency-and-availability-349p> (дата доступа 19.04.2026)

6. *Xu N., Ma X.* LLM The Genius Paradox: A Linguistic and Math Expert's Struggle with Simple Word-based Counting Problems // Proc. of the 2025 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL). 2025. <https://doi.org/10.18653/v1/2025.naacl-long.172>

7. Как этично использовать искусственный интеллект в написании научных статей. URL: <https://a-articles.kz/iivnauchnyhstateyah/> (дата доступа 19.04.2026)

8. *Cosma A., Ruseti S., Radoi E., Dascalu M.* The Strawberry Problem: Emergence of Character-level Understanding in Tokenized Language Models // arXiv:2505.14172. 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.14172>

9. *Wang D. et al.* Tokenization Matters! Degrading Large Language Models through Challenging Their Tokenization // arXiv:2405.17067. 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.17067>

10. *Kamali.* Why agentic LLM systems fail: Control, cost, and reliability // The New Stack. 2026. URL: <https://thenewstack.io/why-agentic-llm-systems-fail-control-cost-and-reliability/> (дата доступа 19.04.2026)

11. *Gui C.* Best Practices for High Availability of LLM Based on AI Gateway // Alibaba Cloud Community. 2025. URL: https://www.alibabacloud.com/blog/best-practices-for-high-availability-of-llm-based-on-ai-gateway_602522 (дата доступа 19.04.2026)

12. *Topuz A.S.* LLM Integration in Distributed Systems: Engineering for Reliability at Scale // Medium (Software Engineering). 16.02.2026. <https://dev.to/topuzas/llm-integration-in-distributed-systems-engineering-for-reliability-at-scale-l79> (дата доступа 19.04.2026).

ON THE APPLICABILITY OF NEURAL NETWORKS IN THE PUBLISHING INDUSTRY

S. I. Shirinbegzoda¹ [0009-0003-7317-4722], D. A. Shishkin² [0009-0008-9742-4489],
B. S. Usmanov³ [0009-0008-5078-7266], N. M. Borgest⁴ [0000-0003-2934-6198]

¹⁻⁴*Samara National Research University, Samara, Russia*

¹shirinbegzodasi@yandex.ru, ²Cr1stra61@yandex.ru, ³usmanov.studios@yandex.ru,

⁴borgest@yandex.ru

Abstract

The paper assesses the limits of applicability of large language models in editorial tasks within the publishing process and identifies the optimal format of interaction between humans and algorithmic systems.

The methodological basis of the study is a comparative experiment in which several popular neural network models — Alice AI, GigaChat, DeepSeek, Gemini, and ChatGPT — performed a statistical analysis of a control text in Russian. The quantitative characteristics of the text were determined: the number of words, characters with and without spaces, and the number of paragraphs. The obtained results were compared with reference values established using the MS Word text editor, which applies a deterministic character-counting algorithm.

The results of the experiment showed that neural network models demonstrate varying degrees of accuracy when performing tasks of quantitative text analysis. The main reason for such errors lies in the architecture of large language models and the use of tokenization algorithms, which break the direct connection between characters and the model's internal representation of the text.

Based on the results obtained, the paper proposes the concept of a hybrid architecture for publishing information systems, in which generative language models are used to perform creative and analytical tasks, while operations requiring strict formal accuracy are assigned to specialized deterministic microservices. The proposed approach makes it possible to improve the reliability and predictability of intelligent publishing systems.

Keywords: *artificial intelligence, publishing industry, large language models, neural networks, automation, tokenization, editorial workflow.*

REFERENCES

1. Ryzkho O., Krainikova T., Vodolazka S., Sokolova K. Generative AI changes the book publishing industry: reengineering of business processes // *Communication and Society*. 2024. V. 37 (3), P. 255–271.
<https://doi.org/10.15581/003.37.3.255-271>
2. Spubl. Использование искусственного интеллекта при написании научной статьи // Spubl. 2024. URL: <https://spubl.com.ua/ru/blog/using-artificial-intelligence-when-writing-a-scientific-article> (accessed 19.04.2026)
3. Murzin A.A. Neural networks in book publishing: the case of "Interactive encyclopedia for schoolchildren" // *Izvestia Ural Federal University Journal. Series 1. Issues in Education, Science and Culture*. 2024. V. 30, No. 4. P. 165–173.
4. Ahn S. The transformative impact of large language models on medical writing and publishing: current applications, challenges and future directions // *Korean J Physiol Pharmacol*. 2024. V. 28 (5). P. 393–401.
<https://doi.org/10.4196/kjpp.2024.28.5.393>
5. Ensuring AI Reliability: Correctness, Consistency, and Availability. URL: <https://dev.to/kapusto/ensuring-ai-reliability-correctness-consistency-and-availability-349p> (accessed 19.04.2026)
6. Xu N., Ma X. LLM The Genius Paradox: A Linguistic and Math Expert's Struggle with Simple Word-based Counting Problems // *Proc. of the 2025 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL)*. 2025. <https://doi.org/10.18653/v1/2025.naacl-long.172>
7. A–Articles. Как этично использовать искусственный интеллект в написании научных статей // *A–Articles*. 2025.
URL: <https://a-articles.kz/iivnauchnyhstateyah/> (accessed 19.04.2026)
8. Cosma A., Ruseti S., Radoi E., Dascalu M. The Strawberry Problem: Emergence of Character-level Understanding in Tokenized Language Models // *arXiv:2505.14172*. 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.14172>
9. Wang D. et al. Tokenization Matters! Degrading Large Language Models through Challenging Their Tokenization // *arXiv:2405.17067*. 2024.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.17067>
10. Kamal I. Why agentic LLM systems fail: Control, cost, and reliability // *The New Stack*. 2026. URL: <https://thenewstack.io/why-agentic-llm-systems-fail-control->

cost-and-reliability/ (accessed 19.04.2026)

11. *Gui C.* Best Practices for High Availability of LLM Based on AI Gateway // Alibaba Cloud Community. 2025. URL: https://www.alibabacloud.com/blog/best-practices-for-high-availability-of-llm-based-on-ai-gateway_602522 (accessed 19.04.2026).

12. *Topuz A.S.* LLM Integration in Distributed Systems: Engineering for Reliability at Scale // Medium (Software Engineering). 16.02.2026. <https://dev.to/topuzas/llm-integration-in-distributed-systems-engineering-for-reliability-at-scale-l79> (accessed 19.04.2026)

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



ШИРИНБЕГЗОДА Сухайлии Илхом – Студент 1 курса магистратуры направления «Авиастроение» и инженер Самарского национального исследовательского университета имени академика С. П. Королева. Специализируется в области авиастроения. Его научные интересы относятся к таким областям, как авиастроение, техника, технология, журналистика, AI-технологии, техническое зрение и образовательные платформы.

Suhaylii Ilhom SHIRINBEGZODA – first-year master's student in Aircraft Engineering and Engineer at Samara National Research University. He specializes in the field of aircraft engineering. His research interests include aircraft engineering, engineering science, technology, journalism, AI technologies, computer vision, and educational platforms.

email: shirinbegzodasi@yandex.ru

ORCID: 0009-0003-7317-4722



ШИШКИН Даниил Андреевич – Студент 1 курса магистратуры направления «Авиастроение» и инженер Самарского национального исследовательского университета имени академика С. П. Королева.

Daniil Andreevich SHISHKIN – first-year master’s student in Aircraft Engineering and Engineer at Samara National Research University.

email: Cr1stra61@yandex.ru

ORCID: 0009-0008-9742-4489



УСМАНОВ Богдан Сергеевич – студент 1 курса магистратуры и инженер-конструктор Самарского национального исследовательского университета имени академика С.П. Королева. Специализируется в области авиастроения. Его научные интересы включают авиастроение, техническое зрение, AI-технологии и аэродинамические исследования микрорельефов.

Bogdan Sergeevich USMANOV – is a master's student and an engineer at Samara National Research University (also known as Samara University). He specializes in Aerospace Engineering. His research interests include aerospace engineering, Computer Vision, AI technologies, and aerodynamic studies of microreliefs.

email: usmanov.studios@yandex.ru

ORCID: 0009-0008-5078-7266



БОРГЕСТ Николай Михайлович – 1954 г. рождения. Окончил Куйбышевский авиационный институт им. академика С. П. Королева (1978), к. т. н. (1985). Доцент кафедры конструкции и проектирования летательных аппаратов Самарского национального исследовательского университета имени академика С. П. Королева. Член Международной ассоциации по онтологиям и их приложениям, Российской ассоциации искусственного интеллекта. В списке научных трудов более 200 работ в области автоматизации проектирования и ИИ.

Nikolay Mikhailovich BORGEST (b. 1954) graduated from the Kuibyshev Aviation Institute named after academician S.P. Korolev (Kuibyshev) in 1978, PhD (1985). He is an associate professor at the Samara National Research University. He is a member of the International Association for Ontology and its Applications, a member of the Russian Association of Artificial Intelligence, a co-author of more than 200 scientific articles and abstracts in the field of CAD and AI.

email: borgest@yandex.ru

ORCID: 0000-0003-2934-6198

Материал поступил в редакцию 13 марта 2026 года