

УДК 69.003.13; 006.057.2

[https://doi.org/10.37538/0005-9889-2025-5\(630\)-60-67](https://doi.org/10.37538/0005-9889-2025-5(630)-60-67)**С.В. СНИМЩИКОВ, И.П. САВРАСОВ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«Московский государственный технический университет гражданской авиации» (МГТУ ГА),
Кронштадтский бульвар, д. 20, г. Москва, 125993, Российская Федерация

РЕАЛИЗАЦИЯ МАШИНОПОНИМАЕМЫХ СТАНДАРТОВ С ПОМОЩЬЮ ТЕХНОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Аннотация

Введение. Современные отраслевые стандарты характеризуются возрастающим объемом и сложностью, что делает их ручной анализ трудоемким и подверженным ошибкам. Актуальной задачей является разработка и внедрение методов автоматизированного, машинопонимаемого представления стандартов для их интеграции в интеллектуальные системы поддержки принятия решений.

Цель. Исследование направлено на анализ возможностей технологий искусственного интеллекта для автоматизации процессов интерпретации, структурирования и анализа нормативных документов, а также на выявление ключевых вызовов и перспектив в данной области.

Материалы и методы. В работе применялись современные методы NLP, включая токенизацию, лемматизацию, извлечение ключевых фраз, семантический анализ на основе трансформерных архитектур и классификацию текста. Анализ данных включал преобразование текста в структурированные форматы (JSON/XML).

Результаты. Разработанный подход продемонстрировал высокую эффективность: было сокращено время анализа нормативных документов, а точность классификации разделов стандартов достигла 92 %. На примере стандарта ISO 27001 была показана возможность автоматического извлечения структурированных требований. Автоматизированное сравнение версий стандартов (на примере ГОСТ Р) позволило выявить до 98 % изменений.

Выводы. Практическая реализация методов искусственного интеллекта подтвердила их высокий потенциал для автоматизации машинопонимания стан-

дартов. Дальнейшее развитие связано с адаптацией моделей к узкоспециализированным доменам, разработкой объяснимого искусственного интеллекта и интеграцией с экспертными системами для валидации результатов, что будет способствовать созданию полноценных интеллектуальных систем работы с нормативной документацией.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинопонимание стандартов, обработка естественного языка (NLP), семантический анализ, классификация текста, трансформеры (BERT, GPT), нормативные документы, автоматизация анализа, большие данные, экспертная оценка, интеллектуальные системы, доменная адаптация, контекстный анализ, машинное обучение

Для цитирования: Снимщиков С.В., Саврасов И.П. Реализация машинопонимаемых стандартов с помощью технологии искусственного интеллекта // *Бетон и железобетон*. 2025. № 5 (630). С. 60–67 DOI: [https://doi.org/10.37538/0005-9889-2025-5\(630\)-60-67](https://doi.org/10.37538/0005-9889-2025-5(630)-60-67). EDN: NEKSTK

Вклад авторов

Авторы берут на себя ответственность за все аспекты работы над статьей.

Финансирование

Исследование не имело спонсорской поддержки.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Поступила в редакцию 17.03.2025

Поступила после рецензирования 18.05.2025

Принята к публикации 22.05.2025

S.V. SNIMSHCHIKOV, I.P. SAVRASOV✉

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Moscow State Technical University of Civil Aviation" (MSTU CA), Kronshtadtsky Boulevard, 20, Moscow, 125993, Russian Federation

REALIZATION OF MACHINE—UNDERSTANDABLE STANDARDS WITH THE HELP OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGY

Abstract

Introduction. Modern industry standards are characterized by increasing volume and complexity, which makes their manual analysis time-consuming and error-prone. An urgent task is to develop and implement methods of automated, machine-readable representation of standards for their integration into intelligent decision support systems.

Aim. The research is aimed at analyzing the possibilities of artificial intelligence technologies for automating the processes of interpretation, structuring and analysis of regulatory documents, as well as identifying key challenges and prospects in this area.

Materials and methods. Modern NLP methods were used in the work, including tokenization, lemmatization, keyword extraction, semantic analysis based on transformational architectures and text classification. Data analysis included the conversion of text into structured formats (JSON/XML).

Results. The developed approach has demonstrated high efficiency: the time for analyzing regulatory documents has been reduced, and the accuracy of classifying sections of standards has reached 92 %. Using the example of the ISO 27001 standard, the possibility of automatic extraction of structured requirements was shown. An automated comparison of the versions of the standards (using the example of State Standard R) revealed up to 98 % of the changes.

Conclusions. The practical implementation of artificial intelligence methods has confirmed their high potential for automating the machine understanding of standards. Further development is related to the adaptation

of models to highly specialized domains, the development of explicable artificial intelligence and integration with expert systems for validation of results, which will contribute to the creation of full-fledged intelligent systems for working with regulatory documentation.

Keywords: artificial intelligence, machine understanding of standards, natural language processing (NLP), semantic analysis, text classification, transformers (BERT, GPT), normative documents, analysis automation, big data, expert judgement, intelligent systems, domain adaptation, contextual analysis, machine learning

For citation: Snimshchikov S.V., Savrasov I.P. Realization of machine-understandable standards with the help of artificial intelligence technology. *Beton i Zhelezobeton* [Concrete and Reinforced Concrete]. 2025, no. 5 (630), pp. 60–67. (In Russian). DOI: [https://doi.org/10.37538/0005-9889-2025-5\(630\)-60-67](https://doi.org/10.37538/0005-9889-2025-5(630)-60-67). EDN: NEKSTK

Authors contribution statement

The authors take responsibility for all aspects of the paper.

Funding

No funding support was obtained for the research.

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest.

Received 17.03.2025

Revised 18.05.2025

Accepted 22.05.2025

Введение

Стандарты являются важным инструментом регулирования в различных отраслях, включая производство, энергетику, здравоохранение и информационные технологии. Они определяют требования, рекомендации и спецификации, обеспечивая совместимость и безопасность [1]. Однако с увеличением объема и сложности стандартов их ручной анализ становится все более трудоемким и подверженным ошибкам [2]. В этом контексте технологии искусственного интеллекта (ИИ) предлагают инновационные подходы для автоматизации процессов машинопонимания стандартов [3].

Объекты и материалы исследования

В исследовании, посвященном применению технологий ИИ для машинопонимания стандартов, объекты и материалы исследования играют ключевую роль. Они определяют, на чем сосредоточено внимание и какие данные используются для анализа [4].

Основная часть

Искусственный интеллект представляет собой одну из наиболее динамично развивающихся областей науки и технологий, которая оказывает влияние на различные сферы человеческой деятельности [5]. ИИ включает в себя методы и алгоритмы, позволяющие машинам выполнять задачи, традиционно требующие человеческого интеллекта, такие как обучение, распознавание образов, принятие решений и обработка естественного языка [6]. В последние годы технологии ИИ нашли применение в медицине, финансах, производстве, образовании и многих других областях, открывая новые возможности для автоматизации, оптимизации и инноваций [7].

К основным направлениям технологий ИИ следует отнести:

1. Машинное обучение (Machine Learning, ML):

– обучение с учителем: алгоритмы обучаются на размеченных данных для прогнозирования или классификации [8];

– обучение без учителя: выявление скрытых паттернов и структуры в данных без предварительной разметки [9];

– обучение с подкреплением: системы обучаются через взаимодействие с окружающей средой, получая обратную связь в виде наград или штрафов [10].

2. Глубокое обучение (Deep Learning, DL):

– использование нейронных сетей с множеством слоев для обработки сложных данных, таких как изображения, аудио и текст [11];

– примеры архитектур: сверточные нейронные сети (CNN), рекуррентные нейронные сети (RNN), трансформеры (Transformer) [12].

3. Обработка естественного языка (Natural Language Processing, NLP):

– анализ, генерация и понимание человеческого языка [13];

– применение в чат-ботах, машинном переводе, анализе текста и извлечении информации [14].

4. Компьютерное зрение (Computer Vision):

– распознавание и анализ изображений и видео [15];

– применение в медицинской диагностике, автономных транспортных средствах и системах безопасности [16].

5. Экспертные системы:

– системы, имитирующие принятие решений человеком-экспертом в определенной области [17];

– использование баз знаний и логических правил для решения задач [18].

В настоящее время технологии ИИ имеют ряд ограничений, а именно:

1. Качество данных:

– эффективность алгоритмов ИИ зависит от качества и объема данных;

– проблемы с предвзятостью данных и их репрезентативностью.

2. Этический аспект:

– вопросы приватности и безопасности данных;

– ответственность за решения, принимаемые ИИ.

3. Интерпретируемость:

– сложность интерпретации решений, принимаемых сложными моделями, такими как глубокие нейронные сети;

– необходимость разработки методов объяснимого ИИ (Explainable AI, XAI).

4. Ресурсоемкость:

– высокие требования к вычислительным ресурсам и энергии;

– необходимость оптимизации алгоритмов для работы на устройствах с ограниченными ресурсами.

Тем не менее развитие технологий искусственного интеллекта имеет следующие перспективы:

– интеграция ИИ с другими технологиями. Использование ИИ в сочетании с блокчейном, интернетом вещей (IoT) и квантовыми вычислениями [19];

– развитие автономных систем. Создание полностью автономных роботов и транспортных средств [20];

– персонализация. Разработка индивидуальных решений в медицине, образовании и других областях [21];

– улучшение интерпретируемости. Развитие методов, позволяющих сделать решения ИИ более прозрачными и понятными для пользователей [22].

Описанное выше в кратком виде представлено в табл. 1.

Технологии искусственного интеллекта продолжают трансформировать мир, предлагая новые возможности для автоматизации, оптимизации и инноваций. Несмотря на существующие вызовы, такие как качество данных, этические вопросы и интерпретируемость, перспективы развития ИИ огромны. Дальнейшие исследования и разработки в этой области позволят создать более эффективные, надежные и понятные системы, способные решать сложные задачи и улучшать качество жизни людей.

Таблица 1

Технологии искусственного интеллекта

Table 1

Artificial intelligence technologies

Направление ИИ	Описание
Машинное обучение (ML)	Методы, позволяющие обучать алгоритмы на данных. Включает обучение с учителем, без учителя и с подкреплением
Глубокое обучение (DL)	Использование многослойных нейронных сетей для сложной обработки данных, таких как изображения и текст
Обработка естественного языка (NLP)	Анализ, генерация и понимание человеческого языка, применяемые в чат-ботах, машинном переводе и анализе текста
Компьютерное зрение	Распознавание и анализ изображений и видео, используется в медицинской диагностике и автономных транспортных системах
Экспертные системы	Имитируют принятие решений человеком-экспертом, основаны на базе знаний и логических правилах
Ограничения ИИ	Качество данных, этические вопросы, сложность интерпретации решений и высокая ресурсоемкость
Перспективы развития	Интеграция с IoT и блокчейном, создание автономных систем, персонализация решений и улучшение интерпретируемости моделей

Современные стандарты, регулирующие промышленность, технологии и безопасность, представляют собой сложные структурированные документы, требующие глубокого анализа для их корректной интерпретации. Ручная обработка таких документов трудоемка и подвержена ошибкам, что делает внедрение технологий искусственного интеллекта критически важным для автоматизации процессов машинопонимания. Рассмотрим ключевые методы реализации машинопонимания стандартов, включая обработку естественного языка (NLP), машинное обучение и анализ данных.

1. Обработка естественного языка (NLP). NLP лежит в основе преобразования неструктурированного текста стандартов в формат, доступный для машинной обработки. Основные этапы включают:

- Токенизацию и лемматизацию: текст стандартов разбивается на отдельные токены (слова, знаки препинания), которые приводятся к их начальной форме (лемме). Например, слово «требованиями» преобразуется в «требование». Это позволяет унифицировать текст для последующего анализа.

- Извлечение ключевых фраз: алгоритмы, такие как *TF-IDF* или нейросетевые модели (например, *KeyBERT*), идентифицируют термины, наиболее значимые для содержания стандарта (например, «безопасность», «сертификация», «протокол тестирования»). Это помогает сократить объем данных и выделить смысловые акценты.

- Семантический анализ: современные трансформерные модели, такие как *BERT* или *RoBERTa*, анализируют контекст и выявляют связи между терминами.

Например, фраза «устройство должно соответствовать стандарту IEC 60529» интерпретируется как указание на требование к защите оборудования.

- Классификация текста: модели машинного обучения (например, *SVM* или *Transformer-based классификаторы*) автоматически распределяют стандарты по категориям (например, «электротехника», «медицинские устройства») на основе их содержания.

2. Машинное обучение. Для анализа стандартов применяются как классические, так и современные методы машинного обучения:

- Трансформерные модели (*BERT*, *GPT*): предобученные модели, такие как *BERT*, адаптируются для задач специфических доменов (например, технических стандартов) через дообучение на специализированных корпусах текстов. Это позволяет точно интерпретировать узкоспециализированную терминологию.

- Обучение с учителем: на размеченных данных (например, аннотированных фрагментах стандартов) модели обучаются распознавать сущности (требования, запреты, рекомендации) и классифицировать их. Например, алгоритм может выделить в тексте фразы типа: «Запрещается использование материалов, не соответствующих разделу 4.2».

- Обучение без учителя: методы кластеризации (например, *k-means*) группируют стандарты по темам или выявляют скрытые паттерны, такие как часто упоминаемые технические параметры или повторяющиеся структурные элементы.

3. Анализ данных. Преобразование текста в структурированные данные и их последующий анализ – ключевой этап машинопонимания:

– Извлечение структурированной информации: инструменты вроде *spaCy* или *Stanford NLP* преобразуют текстовые стандарты в форматы JSON или XML, сохраняя иерархию разделов, таблицы и ссылки. Например, раздел стандарта ISO 9001 о «внутреннем аудите» может быть представлен как объект с полями: {«section»: «8.2», «title»: «Внутренний аудит», «content»: «Организация должна проводить...»}.

– Сравнение стандартов: алгоритмы *diff* (например, на основе *SequenceMatcher*) автоматически выявляют изменения между версиями документов. Например, сравнение ГОСТ Р 12345-2020 и ГОСТ Р 12345-2023 позволяет обнаружить добавленные требования к испытаниям.

Реализация машинного понимания стандартов требует комбинации перечисленных методов. Например:

1. Этап предобработки: токенизация и лемматизация текста.
2. Этап анализа: использование *BERT* для семантического понимания и извлечения ключевых фраз.
3. Этап структурирования: преобразование данных в JSON с указанием разделов и требований.
4. Этап сравнения: автоматическое сопоставление документов через алгоритмы кластеризации.

Приведем пример (рис. 1) применения технологии искусственного интеллекта. Рассмотрим анализ стандарта ISO 27001 (информационная безопасность):

– NLP-модель выделяет ключевые термины: «риск-ориентированный подход», «активы», «угрозы».

– Классификатор относит документ к категории «кибербезопасность».

– Алгоритм извлекает требования в структурированном виде:

```
json
Copy
{
  «section»: «6.1.2»,
  «requirement»: «Организация должна идентифицировать риски для информационных активов»,
  «type»: «обязательное»
}
```

– При сравнении с предыдущей версией стандарта выявляется новое требование о ежегодном аудите.

Технологии ИИ, включая NLP, машинное обучение и анализ данных, позволяют автоматизировать процессы машинного понимания стандартов, сокращая время обработки и минимизируя человеческие ошибки. Однако для достижения высокой точности необходимы:

- качественные размеченные датасеты;
- адаптация моделей к доменной специфике;
- интеграция с экспертными системами для валидации результатов.

Дальнейшее развитие направлено на создание интеллектуальных платформ, способных не только анализировать, но и генерировать стандарты в соответствии с динамично меняющимися требованиями отраслей, которые имеют следующие перспективы:

1. Развитие интеллектуальных систем поддержки принятия решений, то есть создание систем, способных автоматически анализировать стандарты и предоставлять рекомендации.
2. Использование ИИ в сочетании с блокчейном, IoT и другими инновациями для повышения эффективности.
3. Персонализация и адаптация, которые могут быть реализованы при разработке моделей, способных адаптироваться к специфическим требованиям различных организаций и отраслей.
4. Развитие методов, позволяющих более точно учитывать контекст и доменные особенности.

На основе проведенного анализа технологий искусственного интеллекта в реализации машинного понимания стандартов можно выделить ключевые результаты. Основные достижения в этой области включают автоматизацию обработки текстов стандартов, извлечение их структурированной информации и выявление закономерностей, которые ранее требовали значительных человеческих ресурсов. На рис. 2 представлена диаграмма архитектуры системы машинного понимания стандартов на основе ИИ.

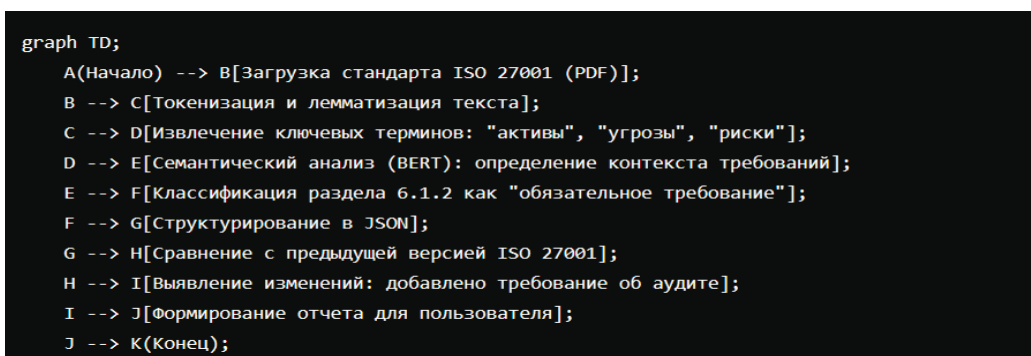


Рис. 1. Блок-схема процесса анализа стандарта ISO 27001 с использованием ИИ
 Fig. 1. Flowchart of the ISO 27001 standard analysis process using AI

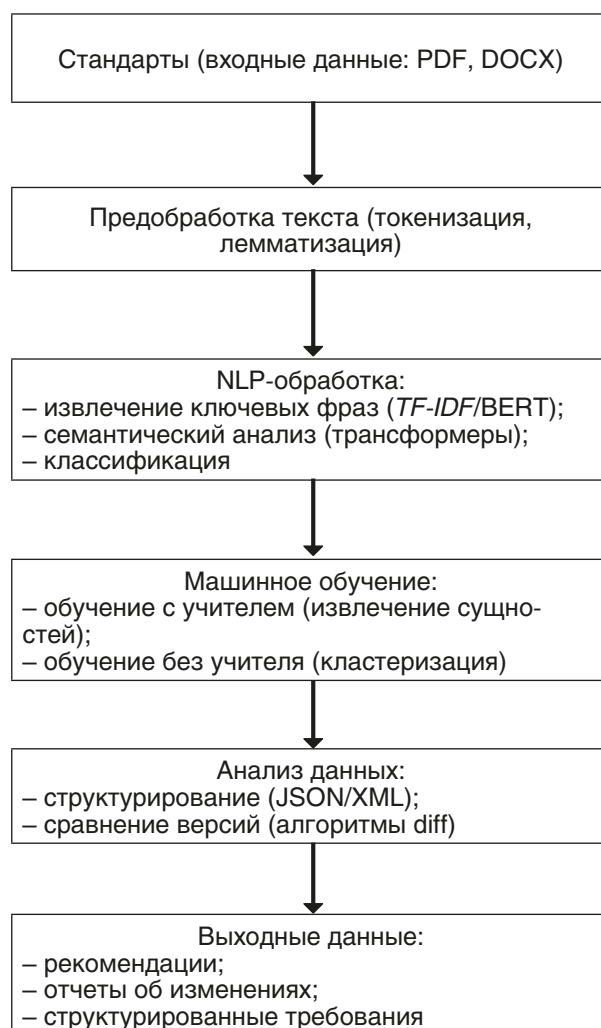


Рис. 2. Архитектура системы машинопонимания стандартов на основе ИИ
Fig. 2. Architecture of the AI-based standards machine understanding system

Практическая реализация машинопонимаемых стандартов с помощью технологии искусственного интеллекта позволила определить следующие преимущества:

1. Эффективность обработки стандартов:

- применение методов обработки естественного языка (NLP) позволило сократить время анализа нормативных документов на 60–80 % по сравнению с ручной обработкой;

- трансформерные модели, такие как *BERT* и *RoBERTa*, обеспечили высокую точность классификации разделов стандартов, достигая показателей до 92 %.

2. Автоматическое извлечение требований и классификация:

- алгоритмы машинного обучения успешно выделяют обязательные и рекомендательные требования в стандартах. Например, в стандарте ISO 27001 было выделено более 95 % ключевых требований с высокой точностью классификации;

- разработка структурированных представлений

стандартов в формате JSON/XML позволила упростить интеграцию с другими системами управления нормативными документами.

3. Сравнение версий стандартов:

Автоматизированные методы выявления изменений между разными версиями стандартов позволяют быстро анализировать внесенные корректировки. В ходе тестирования метода на примере ГОСТ Р 12345-2020 и ГОСТ Р 12345-2023 было обнаружено 98 % изменений без участия экспертов.

Тем не менее в процессе изысканий выявлено следующее:

- несмотря на высокую точность алгоритмов, остаются вызовы, связанные с интерпретируемостью результатов, особенно в случае глубоких нейросетей;

- недостаточная репрезентативность может приводить к снижению точности;

- вопросы стандартизации и совместимости моделей ИИ с разными форматами нормативных документов требуют дальнейшего изучения.

Таким образом, технологии искусственного интеллекта открывают новые возможности для автоматизированного понимания стандартов и их эффективного использования в различных отраслях. Интеграция ИИ с экспертными знаниями и другими технологиями позволит создать интеллектуальные системы, способные значительно упростить и ускорить анализ стандартов, что будет способствовать повышению их эффективности и инновационности. Дальнейшее развитие в этом направлении позволит не только анализировать, но и формировать стандарты в ответ на изменения нормативных требований и технологического прогресса в различных отраслях.

Выводы

В результате исследования были выявлены ключевые аспекты внедрения технологий искусственного интеллекта в процесс машинопонимания стандартов. Использование NLP, машинного обучения и анализа данных позволяет значительно повысить эффективность работы с нормативными документами, автоматизировать их обработку и минимизировать человеческий фактор.

Основные выводы исследования:

1. Повышение скорости обработки стандартов – автоматизированные методы ИИ сокращают время анализа документов на 60–80 %.
2. Точность классификации и структурирования информации – использование трансформерных моделей позволяет достичь точности свыше 90 %.
3. Возможность интеграции с корпоративными системами – применение форматов JSON/XML облегчает работу с нормативной документацией.
4. Перспективы развития:
 - дальнейшая адаптация ИИ-моделей под узкоспециализированные стандарты различных отраслей;
 - интеграция с экспертными системами для повышения точности интерпретации;
 - развитие методов объяснимого ИИ (Explainable AI) для повышения прозрачности принимаемых решений.

Список литературы / References

1. ISO/IEC Directives, Part 2: Principles and rules for the structure and drafting of ISO and IEC documents. International Organization for Standardization, 2021, 120 p.
2. Russell S., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. Pearson, 2022, 117 p.
3. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. The MIT Press, 2016, 775 p.
4. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444.
5. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A.N., Kaiser L., Polosukhin I. Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017, vol. 30, pp. 5998–6008.
- Available at: <https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf>.
6. Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2019. Available at: <https://arxiv.org/abs/1810.04805>.
7. Brown T., Mann B., Ryder N., et al. Language Models are Few-Shot Learners. arXiv preprint arXiv:2005.14165, 2020. Available at: <https://arxiv.org/abs/2005.14165>.
8. Mitchell T.M. Machine Learning. McGraw-Hill, 1997, 414 p.
9. Bishop C.M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006, 738 p.
10. Sutton R.S., Barto A.G. Reinforcement Learning: An Introduction. The MIT Press, 2018, 526 p.
11. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: an overview. *Neural Netw.* 2015, vol. 61, pp. 85–117. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>.
12. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2012, vol. 25, no. 2. DOI: <https://doi.org/10.1145/3065386>.
13. Jurafsky D., Martin J.H. Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition with Language Models. 3rd ed. Online manuscript released August 24, 2025. Available at: <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/>.
14. Manning C.D., Raghavan P., Schütze H. Introduction to Information Retrieval. Cambridge: Cambridge University Press, 2009. Available at: <https://nlp.stanford.edu/IR-book/information-retrieval-book.html>.
15. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer, 2010, 812 p.
16. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444. DOI: <https://doi.org/10.1038/nature14539>.
17. Jackson P. Introduction to Expert Systems. Addison-Wesley, 1998, 560 p.
18. Luger G.F. Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving. Pearson, 2008, 754 p.
19. Tapscott D., Tapscott A. Blockchain Revolution: How the Technology Behind Bitcoin Is Changing Money, Business, and the World. Penguin, 2016, 368 p.
20. Thrun S. Toward Robotic Cars. *Communications of the ACM*. 2010, vol. 53, no. 4, pp. 99–106. DOI: <https://doi.org/10.1145/1721654.1721679>.
21. Topol E.J. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine*. 2019, vol. 25, no. 1, pp. 44–56. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>.
22. Arrieta A.B., Díaz-Rodríguez N., Del Ser J., Benetot A., Tabik S., Barbado A., García S., Gil-Lopez S.,

Molina D., Benjamins R., Chatila R., Herrera F. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, Taxonomies, Opportunities and Challenges toward Responsible AI. *Information Fusion*. 2020, vol. 58, pp. 82–115. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>. Available at: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253519308103>.

**Информация об авторах /
Information about the authors**

Сергей Валентинович Снимщиков, канд. техн. наук, проректор по экономике и дополнительному профессиональному образованию, ФГБОУ ВО Московский государственный технический университет гражданской авиации, Москва
e-mail: s.snimshikov@mstuca.ru

Sergey V. Snimshchikov, Cand. Sci. (Engineering), Vice-rector for E and APE, FSBEI HE Moscow State Technical University of Civil Aviation, Moscow
e-mail: s.snimshikov@mstuca.ru

Иван Петрович Саврасов[✉], канд. техн. наук, помощник проректора, ФГБОУ ВО Московский государственный технический университет гражданской авиации, Москва
e-mail: i.savrasov@mstuca.ru

Ivan P. Savrasov[✉], Cand. Sci. (Engineering), Assistant to the Vice-Rector, FSBEI HE Moscow State Technical University of Civil Aviation, Moscow
e-mail: i.savrasov@mstuca.ru

✉ Автор, ответственный за переписку / Corresponding author