

УДК 681.3

DOI: [10.26102/2310-6018/2025.51.4.056](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.51.4.056)

Интеллектуализация принятия решений по закупке изделий с использованием поискового агента при многовариантном анализе атрибутов изделий

П.Ю. Гусев[✉], И.Д. Самотин, А.Д. Данилов

*Воронежский государственный технический университет, Воронеж,
Российская Федерация*

Резюме. Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью развития методов использования значительных объемов текстовой информации при принятии управленческих решений. В связи с этим статья направлена на выявление основных факторов и особенностей интеллектуальных программных агентов, используемых для поиска и обработки информации из открытых источников. Рассмотрены факторы, влияющие на принятие управленческого решения при распределении ресурсов на закупку изделий. Определена ситуация поиска информации в ограниченном временном промежутке, которая приводит к принятию управленческого решения в условиях неполной информации об изделиях. Предложены описания поиска информации без использования интеллектуального поискового агента и с использованием интеллектуального поискового агента. Определены требования к используемому поисковому агенту, заключающиеся в точности поиска информации, ограничении времени на поиск информации, ограничении ресурсов на разработку поискового агента. Предложено описание выбора используемой модели искусственного интеллекта, предъявляемых требований по времени на принятие решения, требований по точности и затрачиваемому времени на поиск текстовой информации, а также оценке показателя стоимости разработки поискового агента. Реализация предлагаемой модели поискового агента проверена на 100 наименованиях изделий, относящихся к оборудованию с числовым программным управлением. Выявлены взаимосвязи между количеством известных атрибутов и точностью поиска новых атрибутов.

Ключевые слова: интеллектуальный агент, искусственный интеллект, принятие решений, поиск информации, модель поискового агента.

Благодарности: Работа выполнена с использованием инфраструктуры центра коллективного пользования Минпромторга России «Межведомственная платформа моделирования и применения технологий искусственного интеллекта».

Для цитирования: Гусев П.Ю., Самотин И.Д., Данилов А.Д. Интеллектуализация принятия решений по закупке изделий с использованием поискового агента при многовариантном анализе атрибутов изделий. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(4). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=2121> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.51.4.056

Intellectualization of decision-making in the procurement of products using a search agent in multivariate analysis of product attributes

P.Y. Gusev[✉], I.D. Samotin, A.D. Danilov

Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation

Abstract. The relevance of this study is determined by the need to develop methods for using significant volumes of text information in making management decisions. Therefore, the article aims to identify the key factors and features of intelligent software agents used to search for and process information from open sources. The factors influencing the adoption of management decisions when allocating resources

for the purchase of products are considered. A situation of information search in a limited time period is defined, which leads to making a management decision under conditions of incomplete information about products. Descriptions of information search without the use of an intelligent search agent and with the use of an intelligent search agent are proposed. Requirements for the used search agent are defined, consisting of information search accuracy, information search time limitation, and resource limitation for search agent development. Formalized descriptions of the choice of the used artificial intelligence model, requirements for decision-making time, requirements for accuracy and time spent on text information search, as well as an assessment of the cost indicator for developing a search agent are proposed. The implementation of the proposed search agent model was tested on 100 product names related to numerically controlled equipment. Relationships were identified between the number of known attributes and the accuracy of finding new attributes.

Keywords: intelligent agent, artificial intelligence, decision making, information retrieval, search agent model.

Acknowledgements: The work was carried out using the infrastructure of the shared use center of the Ministry of Industry and Trade of Russia "Interdepartmental platform for modeling and application of artificial intelligence technologies".

For citation: Gusev P.Y., Samotin I.D., Danilov A.D. Intellectualization of decision-making in the procurement of products using a search agent in multivariate analysis of product attributes. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(4). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=2121> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.51.4.056

Введение

Появление генеративных моделей искусственного интеллекта, таких как ChatGPT [1] и DALL-E [2], открыло новые возможности в синтезе и обработке цифрового контента. Указанные модели первыми осуществили генерацию реалистичных текстов и изображений. Активное развитие генеративных моделей искусственного интеллекта способствовало развитию широкого спектра областей [3]. Именно возможность генерации нового уникального контента, в том числе на основе поступающей информации, а не возможность обработки большого объема информации [4], стала отличительной чертой новой эпохи развития искусственного интеллекта.

В развитии сферы искусственного интеллекта наблюдается переход от генеративных моделей к искусственным агентам, способным самостоятельно выполнять сложные задачи с минимальным участием человека или без участия человека [5]. Искусственные агенты на базе методов искусственного интеллекта способны самостоятельно осуществлять поиск информации в интернете, обрабатывать данные, выполнять онлайн-задачи, выступать в роли персональных помощников и частично заменять сотрудников [6]. Применение искусственных агентов в задачах управления и поддержки принятия решений открывает новые возможности для повышения общей эффективности систем, которая может выражаться в увеличении объема выполненной работы за единицу времени или объема полученных финансовых средств.

В настоящее время известны и применяются платформы разработки интеллектуальных агентов. В качестве примера можно привести N8n [7], AI Search от Яндекс, Microsoft PVA [8], Bardeen. Подобные платформы, зачастую, описаны и информация по ним представлена только на профильных сайтах или в группах сообществ, что не дает возможности указать ссылку на материал с описанием подобных платформ.

Особенностью платформ для разработки интеллектуальных агентов является попытка упростить процесс разработки, что приводит к использованию универсальных моделей искусственного интеллекта и шаблонных механизмов работы. Такой подход оправдан при использовании интеллектуальных агентов для широкого класса задач.

Однако при решении специфических задач, связанных с принятием управленческих решений в определенных предметных областях, могут возникать трудности в разработке интеллектуального агента или неудовлетворенность результатами работы. Отсутствие гибкости в разработке интеллектуальных агентов также влияет на сложность интеграции в существующие информационные системы.

При принятии управленческих решений используются массивы текстовой информации, которые могут относиться как к регламентирующим документам организации, так и ко внешним источникам информации [9]. При этом объемы текстовой информации, зачастую, не позволяют сотруднику организации обработать их полностью и принятие управленческого решения осуществляется с использованием ограниченного объема информации.

В качестве примера управленческого решения, требующего обработку большого массива текстовой информации, можно привести процесс принятия решения о распределении ресурсов на закупку специализированных изделий, обеспечивающих производственные процессы предприятия [10]. Особенно сложным является принятие подобного решения в таких областях как микроэлектроника, машиностроение, автоматика. Особенностью изделий в подобных областях является широкая номенклатура и отсутствие единого каталога, что приводит к необходимости ручной обработки информации о каждом изделии. Сотруднику, обрабатывающему информацию об изделиях, требуется проверка каждого наименования – поиск его в сети интернет, запись параметров, определение раздела внутреннего каталога и запрос цены у производителя или дилеров производителя. Однако в случае срочного запроса обработка всех наименований затруднительна и принятие управленческого решения о распределении ресурсов на закупку принимается в условиях ограниченной информации, что приводит к ошибкам и потерянной выгоде.

Таким образом, задача повышения эффективности принятия управленческих решений в условиях ограниченного времени и необходимости обработки больших массивов текстовой информации является актуальной и требует разработки предложений по ее решению.

Целью настоящей работы является интеллектуализация принятия решений по закупке оборудования с использованием поискового агента при многовариантном анализе атрибутов изделий.

Для достижения поставленной цели решены следующие задачи:

- проведен анализ методов и технологий искусственного интеллекта для решения задачи поддержки принятия управленческих решений;
- предложена модель интеллектуального поискового агента для поддержки принятия решений по закупке оборудования;
- проведена практическая апробация предложенной модели интеллектуального поискового агента.

Материалы и методы

Решение задачи распределения ресурсов на закупку изделий начинается со сбора потребностей. Потребности могут заключаться как в обеспечивающих и расходных материалах, так и в формировании резервных запасов запасных частей или элементов оборудования, которые могут выйти из строя. Учитывая, что потребность в запасных частях и элементах оборудования возникает значительно позже приобретения оборудования – используемая номенклатура может измениться на другие изделия. Также могут быть выпущены более подходящие или усовершенствованные изделия. Это приводит к необходимости ручного поиска изделия и сбора его атрибутов.

Для принятия управленческого решения о распределении ресурсов на закупку требуется собрать информацию по I изделий, которые требуются для обеспечения деятельности системы:

$$I = \{i_1, \dots, i_n, \dots, i_N\}, n = \overline{1, N},$$

где i – изделие, N – общее количество изделий.

Для каждого изделия, в зависимости от его типа, формируется множество атрибутов X :

$$X = \{x_1, \dots, x_k, \dots, x_K\}, k = \overline{1, K},$$

где x – атрибут, K – общее количество атрибутов. Количество атрибутов может варьироваться в зависимости от типов изделий:

$$V = \{v_1, \dots, v_m, \dots, v_M\}, m = \overline{1, M},$$

где v – тип изделия, M – общее количество типов изделий.

Текущее состояние обработки информации об изделии i можно описать как:

$$S(i) = \{Xk(i) \subseteq Xf(i), Vk(i), D(i) \subseteq \{0, 1\}\},$$

где $Xk(i)$ – подмножество известных на момент принятия решения атрибутов; $Xf(i)$ – множество всех атрибутов; $Vk(i)$ – известный на момент принятия решения тип изделия; $D(i)$ – решение о распределении ресурсов на закупку, 0 – не закупать, 1 – закупать.

В момент начала обработки запроса по изделию доступен только атрибут наименование изделия – x_{name} . Общее время, затрачиваемое на поиск информации по изделиям, состоит из поиска всех атрибутов по изделию и не может превышать ограниченного времени на принятие решения:

$$\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K Tm_n^k \leq T^{max},$$

где Tm_n^k – время, затрачиваемое сотрудником на поиск k -го атрибута для n -го изделия; T^{max} – максимальное время для принятия решения.

В условиях ограниченного времени принятие решения осуществляется на основе неполных данных и опыта сотрудника:

$$D_s(I) = F_m(Xk(I), E, O),$$

где $D_s(I)$ – решение о распределении ресурсов; E – опыт сотрудника; O – пороговые значения опыта сотрудника (например, исключение нежелательных поставщиков); F_m – решающее неформализованное правило принятия решения.

Уменьшение T^{max} приводит к уменьшению сведений об атрибутах изделий $Xk(I)$, что ключевым образом влияет на наличие ошибок при принятии решений. Для минимизации количества ошибок предлагается применение интеллектуального агента, который формирует поисковые запросы:

$$Q(i_n) = \{q_1, \dots, q_l, \dots, q_L\}, l = \overline{1, L}, n = \overline{1, N},$$

где $Q(i_n)$ – множество поисковых запросов программного агента по изделию; q – поисковый запрос, L – общее количество запросов.

Программный интеллектуальный агент извлекает информацию, полученную по запросам Q :

$$Xa(I_n) = f(Q(i_n), M),$$

где $Xa(I_n)$ – результаты извлечения атрибутов из поисковых запросов; f – функция, извлекающая данные из ответов от запросов $Q(i_n)$ с использованием модели искусственного интеллекта M .

Применяемая модель искусственного интеллекта ключевым образом влияет на функционирование программного агента. Для извлечения различных атрибутов изделия могут применяться разные модели, при этом модели могут использовать информацию, получаемую по результатам работы ранее использованных моделей искусственного интеллекта.

Для решения задачи извлечения информации по изделиям из текста может использоваться множество моделей:

$$M = \{m_1, \dots, m_j, \dots, m_J\}, j = \overline{1, J},$$

где m – модель искусственного интеллекта, J – общее количество моделей, используемых для извлечения информации.

Для определения модели искусственного интеллекта для извлечения информации по атрибуту предлагается учитывать:

$$Ma_j^{nk} = \varphi(v, Xa(I_n), d), \quad (1)$$

где Ma_j^{nk} – модель искусственного интеллекта j для извлечения информации об атрибуте k изделия n ; v – тип изделия; $Xa(I_n)$ – известные на данный момент атрибуты изделия; d – документ для извлечения.

Таким образом, по результатам работы агента количество известных атрибутов для изделия i :

$$Xt(i) = Xk(i) \cup Xa(i),$$

где $Xt(i)$ – общее количество известных атрибутов, при этом $Xt(i) \rightarrow Xf(i)$; $Xa(i)$ – атрибуты, извлеченные программным агентом.

Ограничение времени на принятие решения с учетом информации от интеллектуального агента:

$$\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K Tc_n^k + Ta_n^k \leq T^{max}, \quad (2)$$

где Ta_n^k – время, затрачиваемое интеллектуальным агентом на поиск k -го атрибута для n -го изделия; Tc_n^k – время, затрачиваемое на проверку результатов работы интеллектуального агента.

Следует учесть, что $Tc_n^k + Ta_n^k < Tm_n^k$, так как время, затрачиваемое на проверку информации, полученной агентом, значительно меньше времени ручного поиска информации об изделии.

Важным этапом описания поискового агента на основе искусственного интеллекта является определение критериев качества и эффективности его работы. Одним из наиболее важных критериев качества выступает оценка метрики точности работы модели искусственного интеллекта, заложенной в функционировании агента:

$$P = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K f_a(Xa_n^k, Xr_n^k), \quad (3)$$

где P – оценка точности работы модели искусственного интеллекта; Xa_n^k – значение результата поиска интеллектуального агента k -го атрибута для n -го изделия; Xr_n^k – истинное значение k -го атрибута для n -го изделия; f_a – функция расчета метрики модели искусственного интеллекта, определяется исходя из типа данных и решаемой задачи.

Интеллектуальный агент также оценивается временной эффективностью, которая связана со временем поиска информации:

$$Tg = \frac{(T^{max} - Ta)}{T^{max}}, \quad (4)$$

где Tg – показатель временной эффективности работы интеллектуального агента по времени; Ta – время поиска всех атрибутов заданных изделий агентом.

При разработке и внедрении интеллектуальных агентов требуется оценка показателя стоимости разработки относительно потерянной прибыли:

$$R = \frac{(R_{lost} - a_{cost})}{a_{cost}}, \quad (5)$$

где R – показатель экономической целесообразности разработки и внедрения программного агента; R_{lost} – потерянная прибыль от принятия некачественных управленческих решений; a_{cost} – стоимость разработки и внедрения интеллектуального агента.

Таким образом, предлагаемая модель поискового агента, обеспечивающего интеллектуализацию принятия решения о закупке изделий, учитывает выбор используемой модели искусственного интеллекта (1), соответствует предъявляемым требованиям по времени на принятие решения (2), требованиям по точности (3) и затрачиваемому времени на поиск (4), а также предполагает оценку показателя стоимости разработки (5). На Рисунке 1 представлена схема работы поискового агента в соответствии с предложенной моделью.



Рисунок 1 – Схема работы поискового агента в соответствии с моделью
Figure 1 – The search agent's operation scheme according to the model

Результаты

В настоящее время существует множество готовых программных библиотек для разработки и обучения моделей искусственного интеллекта [11]. Выбор средств реализации интеллектуального агента зависит от решаемой задачи и наборов искомых атрибутов. В проведенном эксперименте основным инструментом извлечения информации, получаемой в виде текста по результатам поиска в сети интернет, служит большая языковая модель [12]. В том случае, если показателем эффективности работы интеллектуального агента выступает время его работы, для определения типа изделия могут использоваться регрессионные модели, например, линейная регрессия.

Для разработки поискового агента использован язык программирования Python версии 3.10.11 [13] и Telegram-бот в качестве пользовательского интерфейса. При разработке интеллектуального агента использован набор библиотек, среди которых следует выделить:

- langchain – для организации взаимодействия с большими языковыми моделями;
- pandas – для взаимодействия с табличными данными;
- aiogram – асинхронная библиотека для организации взаимодействия с Telegram Bot API;
- logging – для ведения журнала о работе интеллектуального агента;
- pydantic – для управления настройками интеллектуального агента;
- asyncio – для организации работы с асинхронными задачами;
- sqlalchemy – для работы с базой данных (используемая система управления базами данных – PostgreSQL).

Асинхронная работа интеллектуального агента требуется для поддержания возможности организации очереди запросов. В случае синхронной работы новый запрос будет отклоняться и потребуются его новая отправка агенту.

В качестве больших языковых моделей использованы модели семейства GPT: gpt-5.1, gpt-5-mini, gpt-4.1, gpt-4.1-mini. При разработке и тестировании работы интеллектуального агента разные модели использованы для извлечения разных типов атрибутов. В логике работы готового интеллектуального агента используются наиболее подходящие для определенных типов атрибутов модели. На Рисунке 2 представлена схема работы разработанного агента в соответствии с предложенной моделью.



Рисунок 2 – Схема работы разработанного поискового агента
Figure 2 – The operating scheme of the developed search agent

Для оценки результатов работы интеллектуального поискового агента, разработанного в соответствии с предложенной моделью, использован набор данных, состоящий из 100 обозначений изделий-артикулов, относящихся к запасным частям оборудования с числовым программным обеспечением. Задачей интеллектуального поискового агента является извлечение информации из сети интернет, содержащей

следующие атрибуты: наименование, производителя, массу и оценочную стоимость изделия.

Для каждого изделия производился поиск источников в сети интернет, содержащих обозначение изделия. Для каждого источника проводилась процедура извлечения информации с использованием больших языковых моделей.

В ходе эксперимента оценивалось изменение точности извлечения информации при увеличении известных атрибутов изделия. Колонка «Известные атрибуты» Таблицы 1 указывает извлеченные и применяемые при поиске атрибуты. При первом запросе агента известен только атрибут «Обозначение» и осуществляется поиск всех атрибутов, далее добавляется информация об атрибуте «Наименование» и осуществляется поиск всех оставшихся атрибутов и т. д. Таблица 1 показывает качество определения атрибутов интеллектуальным агентом, которое определяется метрикой ассурасу – отношением количества верно определенных значений атрибутов к общему количеству артикулов. Сравнение происходило по точному совпадению и погрешность в расчете метрики не допускалась.

Таблица 1 – Результаты поиска атрибутов изделия
Table 1 – Product attribute search results

Известные атрибуты	Наименование	Производитель	Масса	Стоимость
Обозначение	0,97	0,80	0,73	0,65
Наименование	–	0,96	0,86	0,77
Производитель	–	–	0,96	0,86
Масса	–	–	–	0,88

Как видно из таблицы, при известном атрибуте «Обозначение» точность определения атрибута «Производитель» равна 0,8. При добавлении атрибута «Наименование» при поиске – точность определения атрибута «Производитель» равна 0,96, что показывает увеличение точности поиска при увеличении количества известных атрибутов.

В ходе экспериментов определено, что модель gpt-5.1 показывает наилучший результат при извлечении атрибутов «Масса» и «Стоимость». При извлечении атрибутов «Наименование» и «Производитель» результаты моделей gpt-5.1 и gpt-4.1 одинаковы, поэтому для указанных атрибутов применяется модель gpt-4.1 как менее финансово затратная. Модели gpt-5-mini и gpt-4.1-mini в значительной степени уступают указанным моделям и их применение нецелесообразно.

По результатам проведенного эксперимента, представленным в Таблице 1, можно сделать вывод о максимальной точности исследуемого интеллектуального поискового агента – 0,97 значение метрики для атрибута «Наименование». Наименее точно определяемым атрибутом является «Стоимость», так как этот атрибут является динамическим и информация в открытых источниках не всегда актуальна. Также следует отметить, что атрибут «Масса» не является критичным при определении стоимости, что говорит о необходимости проведения исследования взаимосвязи между атрибутами.

Представленные результаты показывают необходимость проработки подходов к применению RAG (retrieval-augmented generation) технологий при организации извлечения информации агентом [14]. Применение указанной технологии обеспечит возможность применения контекста из специфичной области, для которой производится поиск. Также требуется провести исследования в применении локально установленных больших языковых моделей, что повысит гибкость и снизит издержки использования.

Заключение

Интеллектуализация принятия решений по закупке изделий с использованием поискового агента при многовариантном анализе атрибутов изделий обеспечивает возможность значительного снижения трудозатрат на обработку массивов текстовой информации. Использование поисковых агентов на основе искусственного интеллекта позволяет снизить трудоемкость выполнения рутинных функций обработки и повысить объем обрабатываемой информации, что приводит к принятию качественных решений.

Предложенная модель поискового агента обеспечивает развитие формальных подходов к построению и использованию поисковых агентов, что повысит их универсальность и применимость, а также ведет к развитию методов интеллектуализации принятия решений. Дальнейшая разработка тематики применения интеллектуальных программных агентов при принятии управленческих решений связана с повышением точности извлекаемой информации, а также с обработкой случаев, когда из различных источников поступает противоречивая информация.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Hill-Yardin E.L., Hutchinson M.R., Laycock R., Spencer S.J. A Chat(GPT) About the Future of Scientific Publishing. *Brain, Behavior, and Immunity*. 2023;110:152–154. <https://doi.org/10.1016/j.bbi.2023.02.022>
2. Zhou K.-Q., Nabus H. The Ethical Implications of DALL-E: Opportunities and Challenges. *Mesopotamian Journal of Computer Science*. 2023;2023:16–21. <https://doi.org/10.58496/MJCSC/2023/003>
3. Gozalo-Brizuela R., Garrido-Merchán E.C. A Survey of Generative AI Applications. arXiv. URL: <https://arxiv.org/abs/2306.02781> [Accessed 10th October 2025].
4. Murphy K.P. *Probabilistic Machine Learning: An Introduction*. Cambridge: The MIT Press; 2022. 864 p.
5. Kolt N. Governing AI Agents. arXiv. URL: <https://arxiv.org/abs/2501.07913> [Accessed 10th October 2025].
6. Намиот Д.Е., Ильюшин Е.А. Архитектура LLM-агентов. *International Journal of Open Information Technologies*. 2025;13(1):67–74.
Namiot D., Ilyushin E. On Architecture of LLM Agents. *International Journal of Open Information Technologies*. 2025;13(1):67–74. (In Russ.).
7. Bannett M. Deep Learning Powered Architectures for Intelligent Workflow Dynamics, Adaptive Task Scheduling, and Autonomous Orchestration of Complex Processes in n8n. *MetaVision Journal of Multidisciplinary Studies (MVJMS)*. 2024;1(3):1–19.
8. Prakash Pradhan S. Working with Power Virtual Agent. In: *Power Platform and Dynamics 365 CE for Absolute Beginners: Configure and Customize Your Business Needs*. Berkeley: Apress; 2022. P. 193–222. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-8600-5_5
9. Аветисян Т.В., Львович Я.Е., Преображенский А.П., Преображенский Ю.П. Методика управления ресурсами для IT-компаний, занимающейся сервисным обслуживанием. *Наука Красноярья*. 2023;12(1-1):172–198. <https://doi.org/10.12731/2070-7568-2023-12-1-172-198>
Avetisyan T.V., Lvovich Ya.E., Preobrazhensky A.P., Preobrazhensky Yu.P. Development of a Resource Management Methodology for a Service Company. *Krasnoyarsk Science*. 2023;12(1-1):172–198. (In Russ.). <https://doi.org/10.12731/2070-7568-2023-12-1-172-198>
10. Юсупова Н.И., Богданова Д.Р., Бойко М.В. Математическое обеспечение для поддержки принятия решений при управлении качеством продукции на основе анализа текстовой информации. *Современные проблемы науки и образования*. 2014;(3). URL: <https://science-education.ru/ru/article/view?id=13024>

- Yusupova N.I., Bogdanova D.R., Boyko M.V. Decision Support for Quality Management Based on Artificial Intelligence Applications for Unstructured Data Analysis. *Modern Problems of Science and Education*. 2014;(3). (In Russ.). URL: <https://science-education.ru/en/article/view?id=13024>
11. Пирматов А.З., Азимов Б.А., Камалов С.С. Искусственный интеллект с использованием Python: технологии и применение. *Бюллетень науки и практики*. 2023;9(11):288–295. <https://doi.org/10.33619/2414-2948/96/37>
Pirmatov A., Azimov B., Kamalov S. Artificial Intelligence Using Python: Technologies and Applications. *Bulletin of Science and Practice*. 2023;9(11):288–295. (In Russ.). <https://doi.org/10.33619/2414-2948/96/37>
 12. Брагин А.В., Бахтизин А.Р., Макаров В.Л. Большие языковые модели четвёртого поколения как новый инструмент в научной работе. *Искусственные общества*. 2023;18(1). <https://doi.org/10.18254/S207751800025046-9>
Bragin A., Bakhtizin A., Makarov V. Large Fourth-Generation Language Models as a New Tool in Scientific Research. *Artificial Societies*. 2023;18(1). (In Russ.). <https://doi.org/10.18254/S207751800025046-9>
 13. Palakurti A., Kodi D. Building Intelligent Systems with Python: An AI and ML Journey for Social Good. In: *Advancing Social Equity Through Accessible Green Innovation*. IGI Global Scientific Publishing; 2025. P. 77–92. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-9471-7.ch006>
 14. Arslan M., Ghanem H., Munawar S., Cruz Ch. A Survey on RAG with LLMs. *Procedia Computer Science*. 2024;246:3781–3790. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.09.178>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Гусев Павел Юрьевич, доктор технических наук, доцент, заведующий кафедрой искусственного интеллекта и цифровых технологий, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.

e-mail: gusevpvl@gmail.com
ORCID: [0000-0002-3752-0152](https://orcid.org/0000-0002-3752-0152)

Pavel Y. Gusev, Doctor of Engineering Sciences, Docent, Head of the Department of Artificial Intelligence and Digital Technologies, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

Самотин Иван Дмитриевич, аспирант, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.
e-mail: sam.i.d@bk.ru

Ivan D. Samotin, Postgraduate, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

Данилов Александр Дмитриевич, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры искусственного интеллекта и цифровых технологий, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Российская Федерация.

e-mail: danilov-ad@yandex.ru
ORCID: [0000-0002-1534-5285](https://orcid.org/0000-0002-1534-5285)

Aleksandr D. Danilov, Doctor of Engineering Sciences, Professor, Professor at the Department of Artificial Intelligence and Digital Technologies, Voronezh State Technical University, Voronezh, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 04.11.2025; одобрена после рецензирования 12.12.2025; принята к публикации 18.12.2025.

The article was submitted 04.11.2025; approved after reviewing 12.12.2025; accepted for publication 18.12.2025.