

# ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ

---

УДК 004.89, 004.048  
DOI 10.52684/2312-3702-2025-54-4-63-69

## ОСОБЕННОСТИ ЭКСПЛУАТАЦИИ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ: ПРОМПТ-ИНЖИНИРИНГ И НАСТРОЙКА ГИПЕРПАРАМЕТРОВ

*А. С. Панкрашов, С. В. Окладникова*

**Панкрашов Александр Сергеевич**, ведущий инженер-разработчик отдела внедрения информационных систем, ООО «Алиал Групп», г. Санкт-Петербург, Российская Федерация; e-mail: a.pankrashov@alial.group;

**Окладникова Светлана Владимировна**, кандидат технических наук, доцент кафедры систем автоматического проектирования и моделирования, Астраханский государственный архитектурно-строительный университет, г. Астрахань, Российская Федерация; e-mail: okladnikova.s.v@yandex.ru

Большие языковые модели (LLM) представляют собой нейросетевые модели, реализующие технологии поиска, извлечения и интеграции информации из множества источников с помощью алгоритмов машинного обучения для генерации человеческого языка на основе больших текстовых данных. Они активно внедряются в системы искусственного интеллекта для решения задач обработки естественного языка (машинного перевода, суммаризации текста, создания диалогов и др.) и находят применение в чат-ботах, при написании статей, маркетинговых текстов, переводах, поисковых системах и пр. В статье рассмотрены особенности применения LLM на примере проприетарной модели GPT-4 и открытой Saiga Mistral 7B. Исследовано влияние промптов (стандартных и Zero-Shot) и гиперпараметров (temperature, nucleus sampling, k-truncated sampling) на результаты генерации. Сформулированы рекомендации по эффективному применению LLM. Сделан вывод о их гибкости в IT-разработках благодаря быстрой адаптации под целевую задачу.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, LLM, промпт-инжиниринг, гиперпараметры, Zero-Shot, Nucleus Sampling, K-Truncated Sampling, нейронные сети.

## FEATURES OF THE OPERATION OF LARGE LANGUAGE MODELS: PROMPT ENGINEERING AND MODEL CONFIGURATION

*A. S. Pankrashov, S. V. Okladnikova*

**Pankrashov Aleksandr Sergeyevich**, Leading Engineer of Information Systems Implementation Department, Alial Group LLC, Saint Petersburg, Russian Federation; e-mail: a.pankrashov@alial.group;

**Okladnikova Svetlana Vladimirovna**, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of Automatic Design and Modeling Systems Department, Astrakhan State University of Architecture and Civil Engineering, Astrakhan, Russian Federation; e-mail: okladnikova.s.v@yandex.ru

Large Language Models (LLM) are neural network models that implement technologies for searching, extracting, and integrating information from multiple sources using machine learning algorithms to generate human language based on large text data. They are actively being implemented in artificial intelligence systems to solve natural language processing problems (machine translation, text summarization, dialog creation, etc.) and are used in chatbots, writing articles, marketing texts, translations, search engines, etc. The article discusses the features of LLM application using the example of the proprietary GPT 4 model and the open Saiga Mistral 7B. The influence of prompts (standard and Zero Shot) and hyperparameters (temperature, nucleus sampling, k truncated sampling) on the generation results is investigated. Recommendations for the effective use of LLM are formulated. It is concluded that they are flexible in IT development due to their rapid adaptation to the target task.

**Keywords:** artificial intelligence, LLM, prompt engineering, hyperparameters, Zero-Shot, Nucleus Sampling, K-Truncated Sampling, neural networks.

### Введение (Introduction)

Большие языковые модели (LLM) представляют собой особый тип нейронных сетей со множеством параметров, для обучения которых используются методики глубокого обучения на огромных объемах текстовых данных (книг, статей, веб-страниц и т. п.). В настоящее время LLM считается одним из самых перспективных направ-

лений ИИ [1–3]. К наиболее известным LLM относятся: GPT от OpenAI (GPT-3.5 и GPT-4 в ChatGPT); PaLM и Gemini от Google (Bard); Copilot от Microsoft.

Российская генеративная нейросеть GigaChat (разработчик «Сбер») реализована на базе моделей ruGPT-3.5, Kandinsky 3.0, ruCLIP и FRED-T5, поддерживает более 100 языков, преимущественно английский и русский и позволяет создавать тексты и изображения [5–8].

Первая LLM (Google, 2018) построена на архитектуре «Трансформер» (Transformer). В ее основу заложен механизм «внимание», позволяющий изучать контекстуальные связи слов. Трансформеры включают кодировщик и декодировщик, работающие с векторным представлением текста. Это обеспечивает машиночитаемый формат данных. LLM гибко оперируют естественным языком независимо от структуры информации [9–13].

Для эффективного использования LLM применяют промпт-инжиниринг (prompting) – формулирование точных текстовых инструкций (промптов) для модели. Цель промпт-инжиниринга заключается в получении релевантных ответов или выполнении поставленных пользователем задач. Основные этапы промпт-инжиниринга включают [14]:

- определение цели (какая задача должна быть решена);
- сбор данных (примеры для обучения);
- формулировка запроса (четкая постановка задачи);
- оптимизация промпта (поиск эффективной формулировки);
- тестирование (проверка на разных примерах);
- получение обратной связи (улучшение модели).

Несмотря на свою короткую историю, LLM активно развиваются и уже включают обязательные для освоения практики. Практики промпт-инжиниринга – это методы и подходы с помощью которых можно создавать эффективные и точные

промпты для языковых моделей, таких как GPT-3.5 и GPT-4. Промпты позволяют точнее формулировать задачи, получать более качественные результаты и улучшать качество работы самой модели. В качестве примеров практик промпт-инжиниринга можно рассматривать использование ключевых слов и фраз, добавление примеров, контроль длины запроса, использование шаблона. При этом не каждая практика абсолютно подходит к каждой модели, и не каждая языковая конструкция может дать эквивалентные результаты в рамках одной модели [15]. Своей целью авторы ставят исследование особенностей эксплуатации больших языковых моделей.

### Метод (Methods)

В качестве объекта исследования выбрана русскоязычная, бесплатная, с открытым исходным кодом LLM Saiga Mistral 7B (разработчик – И. Гусев).

Промпт-инжиниринг представляет собой новое направление в сфере ИИ, основанное на строгой семантике. Промпт-инженер составляет такие запросы («промпты»), которые эффективно управляют поведением LLM для получения нужного результата без дообучения модели. Чтобы понять суть «мышления» промптера, рассмотрим пример промпта (рис. 1) на базе обычного вопроса.

Этот вариант промпта-вопроса может подойти для некоторых задач, но он неуправляем. Представленный на рисунке результат показал, что пользователь может не знать термин «атмосфера» или законы физики об оптике и спектре солнечного света.

USER      Почему небо голубое?

Голубой цвет неба обусловлен оптическим эффектом, который называется дифракцией. Дифракция – это явление, при котором свет разделяется на разные цвета, когда он проходит через малые отверстия или волны.

В случае неба, солнечный свет проникает в атмосферу и встречает многочисленные частицы воздуха, такие как молекулы и атомарные частицы. Эти частицы разнообразны по размеру и форме, что приводит к тому, что свет рассеивается в разных направлениях.

AI  
Свет, который проходит через небо, состоит из множества цветов, но голубой цвет является самым ярким и видимым из-за того, что он находится в центре спектра света. Голубой цвет также наиболее устойчив к рассеиванию, поэтому он лучше всего заметен на небе.

Таким образом, голубой цвет неба – это результат оптического эффекта дифракции и спектрального состава света, который проходит через атмосферу Земли.

Рис. 1. Ответ Saiga Mistral 7B на обычный вопрос (иллюстрация авторов)  
Fig. 1. Saiga Mistral 7B's response to a common question (illustration by the authors)

Следовательно, для лучшего управления генерацией нужны более продвинутые техники. Рассмотрим генерацию на основе Zero-shot техники промптинга [16]. В качестве генерируемого контента был выбран набор JSON-объектов формата, представленного на рисунке 2.

Чтобы сделать промпт управляемым и иметь уверенность в его результатах на практике, можно как детализировать сам вопрос, так и использовать конкретную разметку – шаблон (рис. 3). Данный формат сообщений приводится

в онлайн-руководстве по промпт-инжинирингу от организации «DAIR.AI».

```
{  
  "last_name": "Иванов",  
  "first_name": "Иван",  
  "age": 25  
}
```

Рис. 2. Пример одного JSON-объекта (иллюстрация авторов)  
Fig. 2. Example of one JSON object (illustration by the authors)



Задача: <описание задачи>  
Входные данные: <данные, их описание>  
Ответ:

Рис. 3. Шаблон Zero-shot промпта (иллюстрация авторов)  
Fig. 3. Zero-shot prompt template (illustration by the authors)

Шаблон не всегда должен соответствовать формату. Его цель заключается в получении правильного результата без примеров. Нейросетевая модель уже обучена и содержит семантические связи: в LLM заложены знания о синтаксисах

языков программирования, нотациях и т. п. Поэтому, анализируя промпт (рис. 4), модель перед генерацией ответа выделяет слова, подходящие под понятия «JSON-объект», «поля JSON-объекта», «фамилия», «имя» и др.

Задача: сгенерировать 5 JSON-объектов.  
Поля: фамилия, имя, возраст.  
Ответ:

Рис. 4. Первый вариант Zero-shot промпта (иллюстрация авторов)  
Fig. 4. The first version of the Zero-shot prompt (illustration by the authors)

Получив результат от нейросети (рис. 5), его легко конвертировать в JSON с помощью про-

граммных библиотек. Это позволяет генерировать тестовые данные для приложений или аналитических исследований.

USER      Задача: сгенерировать 5 JSON-объектов.  
                Поля: фамилия, имя, возраст.  
                Ответ:

AI      [  
        {  
            "фамилия": "Иванов",  
            "имя": "Иван",  
            "возраст": 25  
        },  
        {  
            "фамилия": "Петрова",  
            "имя": "Анна",  
            "возраст": 30  
        },  
        {  
            "фамилия": "Сидоров",  
            "имя": "Михаил",  
            "возраст": 45  
        },  
        {  
            "фамилия": "Кузнецова",  
            "имя": "Мария",  
            "возраст": 20  
        },  
        {  
            "фамилия": "Лебедев",  
            "имя": "Александр",  
            "возраст": 35  
        }  
    ]

Рис. 5. Ответ Saiga Mistral 7B на первый вариант промпта (иллюстрация авторов)  
Fig. 5. Saiga Mistral 7B's response to the first prompt option (illustration by the authors)



Однако нам нужно приблизить результат к примеру, продемонстрированному на рисунке 2. Поэтому дополним промпт, поместив в него переве-

денные названия полей (рис. 6). Результат генерации при внесенных изменениях можно наблюдать на рисунке 7.

**Задача:** сгенерировать 5 JSON-объектов.  
**Поля:** фамилия (last\_name), имя (first\_name), возраст (age).  
**Ответ:**

*Рис. 6. Второй вариант Zero-shot промпта (иллюстрация авторов)*  
*Fig. 6. The second version of the Zero-shot prompt (illustration by the authors)*

Задача: сгенерировать 5 JSON-объектов.

USER

Поля: фамилия (last\_name), имя (first\_name), возраст (age).

Ответ:

AI

```
[  
  {  
    "last_name": "Иванов",  
    "first_name": "Иван",  
    "age": 25  
  },  
  {  
    "last_name": "Петрова",  
    "first_name": "Анна",  
    "age": 30  
  },  
  {  
    "last_name": "Сидоров",  
    "first_name": "Василий",  
    "age": 45  
  },  
  {  
    "last_name": "Леонова",  
    "first_name": "Мария",  
    "age": 20  
  },  
  {  
    "last_name": "Михайлов",  
    "first_name": "Павел",  
    "age": 35  
  }]
```

*Рис. 7. Ответ Saiga Mistral 7B на второй вариант промпта (иллюстрация авторов)*  
*Fig. 7. Saiga Mistral 7B's response to the second prompt option (illustration by the authors)*

Сравнив результаты, видим: при передаче английских названий полей JSON-объекты приобрели нужный вид. LLM использовала контекстуальные связи из обучения, чтобы соотнести значения в скобках с названиями полей. Таким образом, изменения в промпте влияют на результат, позволяя гибко управлять генерацией, например, легко расширять список полей JSON-объекта. Языковые модели могут быть одно- или мультиязычными, что важно учитывать при выборе LLM. Saiga Mistral 7B обучена преимущественно на русском, поэтому ее ответы (см. рис. 4 и 6) не могут быть на латинице или иероглифах.

Некоторые модели понимают русский, но отвечают на базовом языке, заданном разработчиками: например, Llama 2 (Meta) отвечает на английском, даже если запрос на русском.

#### Результаты и обсуждение (Results and Discussion)

На генерацию результата влияет не только промпт, но и параметры модели. Изначально любая LLM инициализируется значениями по умолчанию, которые можно изменять непосредственно как в программном коде, так и интерфейсе используемого сервиса (рис. 8).

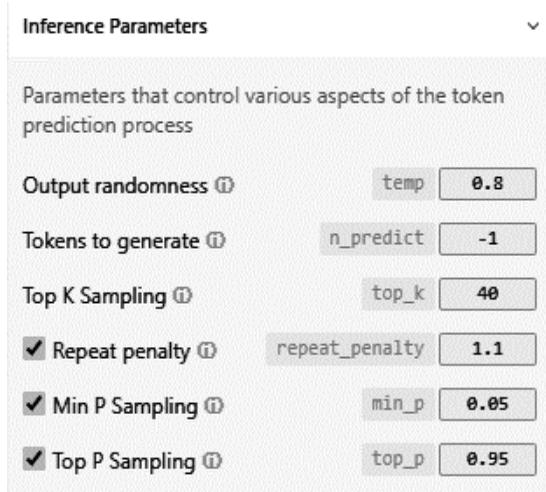


Рис. 8. Панель параметров в программе LM Studio  
(иллюстрация авторов)

Fig. 8. Parameters panel in LM Studio  
(illustration by the authors)

Рассмотрим основные параметры LLM [17–20]:

- temperature (температура) – параметр, влияющий на вероятностное распределение: при значении  $> 1$  распределение сглаживается, и слова с низ-

кой вероятностью могут попасть в ответ. Его называют показателем «креативности», поскольку он определяет степень случайности ответа;

- top\_p (nucleus sampling) выбирает слова для ответа: сортирует их по вероятностям, суммирует до порога top\_p, формирует «nucleus» и случайно выбирает слово из него. Это балансирует между предсказуемостью и хаотичностью;

- top\_k (k-truncated sampling) – альтернатива top\_p; при одновременном использовании применяется смешанная выборка. Сортирует слова по вероятности, берет k лучших и случайно выбирает одно из них;

- max\_tokens ограничивает длину генерируемого текста;

- seed при значении  $-1$  каждый раз инициализирует генератор случайных чисел новым параметром, делая ответы на один вопрос разными.

Управляя этими параметрами, можно регулировать предсказуемость, размер и случайность ответов модели. Чтобы показать влияние гиперпараметров, рассмотрим пример из рисунка 1: при максимальной температуре результат становится хаотичным (рис. 9).

USER Почему небо голубое?

Потому что голубой цвет является перцепционно компенсаторным, а также поскольку это ощущение зависит от распределения в свете. Когда свет проникает через разреженный воздух на землю или вздымается над землей, он улавливает множество цветов.

Голубой цвет является одним из основных цветов, который видимые людские глаза способны видеть, что определяется структурой зрительной системы и особенностями приспособления человеческого восприятия цвета.

Слово «небо» может также быть интерпретировано в культурном и историческом контексте как голубой или очень яркие зеленый цвет, который представляет собой причину небеса. Это могут быть разные представления и восприятия, что отражают многообразие культурных традиций в мире.

Рис. 9. Ответ Saiga Mistral 7B на простой вопрос (параметр «temperature» равен 2) (иллюстрация авторов)  
Fig. 9. Saiga Mistral 7B's response to a simple question (the "temperature" parameter is 2) (illustration by the authors)

При температуре, равной нулю, сравним результаты генерации при значениях k-усеченной

выборки 5 и 100, чтобы продемонстрировать работу одного из алгоритмов по подбору слов в процессе генерации (рис. 10, 11).

USER Почему небо голубое?

Небо голубое из-за того, что оно отражает световые волны, которые достигают нас с космоса. Голубой цвет является результатом комбинации разных длин волн, которые входят в наш глаз и создают этот уникальный цвет.

Рис. 10. Ответ Saiga Mistral 7B на простой вопрос (параметр «temperature» равен 0, параметр «top\_k» равен 5) (иллюстрация авторов)  
Fig. 10. Saiga Mistral 7B's response to a simple question (parameter "temperature" is 0, parameter "top\_k" is 5) (illustration by the authors)

USER Почему небо голубое?

Небо голубое из-за того, что в его составе присутствует огромное количество водяных парами, которые отражают и рассеивают свет. Голубой цвет возникает благодаря интерференции этих водяных парами с светом, который проходит через атмосферу Земли.

Рис. 11. Ответ Saiga Mistral 7B на простой вопрос (параметр «temperature» равен 0, параметр «top\_k» равен 100) (иллюстрация авторов)  
Fig. 11. Saiga Mistral 7B's response to a simple question (the "temperature" parameter is 0, the "top\_k" parameter is 100) (illustration by the authors)



Как можно заметить, при значении 100 ответ стал носить более научный характер, в то время как при значении 5 пояснение более простое.

Из-за случайного характера работы больших языковых моделей процесс проектирования промптов и подбора настроек является итерационным: нет идеального промпта или идеальных значений параметров. В зависимости от характера задачи необходимо начинать с более приемлемых значений и тестируировать результат до того момента, пока он не окажется удовлетворительным.

### Заключение (Conclusions)

Авторами представлены ключевые результаты исследования промпт-инжиниринга и влияния гиперпараметров на генерацию ответов. Были получены следующие выводы:

1. Гибкость технологии (работа с естественными языками) позволяет быстро адаптировать решения без жесткой алгоритмизации.
2. Особенности эксплуатации – основа дальнейшей работы с LLM. Зависимость ответов нейросети от промптов и параметров поможет минимизировать нерелевантные результаты.

Полученные результаты могут применяться для автоматизации рутинных задач и бизнес-процессов, несмотря на частичную случайность генерации контента.

### Список литературы

1. Санжапов Б. Х. Применение вероятностной нейронной сети для экспресс-анализа экологического состояния атмосферы городской придорожной территории / Б. Х. Санжапов // Инженерно-строительный вестник Прикаспия. – 2025. – № 1 (51). – С. 127–131.
2. Кравец П. С. Адаптация больших языковых моделей для специфичных областей: техники и вызовы / П. С. Кравец, Д. В. Калитин // Наука и бизнес: пути развития. – 2025. – № 5 (167). – С. 34–37.
3. Жигулин В. И. Анализ скорости работы и рекомендации при работе с нейронными сетями / В. И. Жигулин, К. А. Шумилов, В. А. Алфимов // Инженерно-строительный вестник Прикаспия. – 2023. – № 4 (46). – С. 92–95.
4. Громов М. С. Большие языковые модели: текущее состояние, оценки и прогнозы / М. С. Громов, М. Г. Чертовских // Международный бизнес. – 2023. – № 3 (5). – С. 24–31. – EDN IDAHMM.
5. Кузнецов А. В. Цифровая история и искусственный интеллект: перспективы и риски применения больших языковых моделей / А. В. Кузнецов // Новые информационные технологии в образовании и науке. – 2022. – № 5. – С. 53–57. – DOI 10.17853/2587-6910-2022-05-53-57. – EDN VFYSAN.
6. What Is Attention in Language Models? // The Cohere Blog. – Режим доступа: <https://txt.cohere.com/what-is-attention-in-language-models/> (дата обращения: 10.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ.
7. Обзор по LLM // Хабр. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/companies/tensor/articles/790984/> (дата обращения: 20.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус.
8. Галязимов П. А. Структура больших языковых моделей (chatgpt, Yandex-GPT и д. р.) / П. А. Галязимов // Инновационный конвент «Кузбасс: образование, наука, инновации» : Материалы XII Инновационного конвента, Кемерово, 08 февраля 2025 года. – Кемерово : Кемеровский государственный университет, 2025. – С. 80–81. – EDN BYXUSE.
9. Тюрин И. С. Генеративные нейронные сети и их применение в сфере it / И. С. Тюрин // Вестник магистратуры. – 2025. – № 5-4 (152). – С. 4–6. – EDN CHYCZG.
10. Прошина М. В. Эволюция языковых моделей / М. В. Прошина // Инновации и инвестиции. – 2023. – № 10. – С. 230–235. – EDN ELIQFS.
11. Understanding Encoder and Decoder LLMs // Ahead of AI. – Режим доступа: <https://magazine.sebastian-raschka.com/p/understanding-encoder-and-decoder> (дата обращения: 18.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ.
12. Краткий обзор техник векторизации в NLP // Хабр. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/778048/> (дата обращения: 20.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус.
13. Руководство по промпт-инжинирингу // Prompt Engineering Guide. – Режим доступа: <https://www.promptingguide.ai/ru> (дата обращения: 22.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус.
14. Раскрывая секреты LLM: руководство по основным понятиям больших языковых моделей // Хабр. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/768844/> (дата обращения: 20.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус.
15. Zero-Shot Prompting // Prompt Engineering Guide. – Режим доступа: <https://www.promptingguide.ai/ru/techniques/zeroshot> (дата обращения: 23.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ.
16. What Is LLM Temperature? // iguazio. – Режим доступа: <https://www.iguazio.com/glossary/llm-temperature/> (дата обращения: 21.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ.
17. How to Tune LLM Parameters for Top Performance: Understanding Temperature, Top K, and Top P // phData. – Режим доступа: <https://www.phdata.io/blog/how-to-tune-llm-parameters-for-top-performance-understanding-temperature-top-k-and-top-p/> (дата обращения: 11.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ.
18. LLM Settings // Learn Prompting. – Режим доступа: [https://learnprompting.org/docs/basics/configuration\\_hyperparameters](https://learnprompting.org/docs/basics/configuration_hyperparameters) (дата обращения: 21.04.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ.
19. LLM: Влияние гиперпараметров // PROMPTSTACK. – Режим доступа: <https://promptstack.pro/hyperparameters> (дата обращения: 26.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус.

20. A Guide to LLM Hyperparameters // symbl.ai. – Режим доступа: <https://symbl.ai/developers/blog/a-guide-to-llm-hyperparameters/> (дата обращения: 12.09.2025), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус.

© А. С. Панкрашов, С. В. Окладникова

**Ссылка для цитирования:**

Панкрашов А. С., Окладникова С. В. Особенности эксплуатации больших языковых моделей: промпт-инжиниринг и настройка гиперпараметров // Инженерно-строительный вестник Прикаспия : научно-технический журнал / Астраханский государственный архитектурно-строительный университет. Астрахань : ГБОУ АО ВО «АГАСУ», 2025. № 4 (54). С. 63–69.

УДК 658.8:004.738.5  
DOI 10.52684/2312-3702-2025-54-4-69-74

## ОРГАНИЗАЦИОННО-УПРАВЛЕНЧЕСКИЕ МЕХАНИЗМЫ АДАПТАЦИИ ТОРГОВЫХ ЦЕНТРОВ К ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ РЫНКА

*Ю. И. Убогович, О. А. Цедилина*

**Убогович Юлия Ивановна**, кандидат экономических наук, доцент, заведующая кафедрой экспертизы, эксплуатации и управления недвижимостью, Астраханский государственный архитектурно-строительный университет, г. Астрахань, Российская Федерация; e-mail: yubogovich@bk.ru;

**Цедилина Ольга Алексеевна**, магистрант, Астраханский государственный архитектурно-строительный университет, г. Астрахань, Российская Федерация

В последние годы наблюдается значительное изменение в структуре экономики, вызванное ростом онлайн-платформ и интернет-торговли. Исследование "Редевелопмент торговых центров г.Астрахани в связи с развитием онлайн продаж" направлено на изучение влияния маркетплейсов на стратегии развития торговых центров. Методы исследования включают анализ данных, опросы, обзор научных статей по теме. Цель проекта - изучить степень воздействия цифровой коммерции на концепции торговых центров в г.Астрахани и предложить стратегии развития, выявить методы адаптации к изменяющимся рыночным условиям и потребностям покупателей.

**Ключевые слова:** редевелопмент торговых центров, онлайн продажи, реконструкция, омниканальная розничная торговля, кластерный подход, мультиформатность, девелопмент, инвестиционная привлекательность.

### REDEVELOPMENT OF SHOPPING CENTERS IN ASTRAKHAN IN CONNECTION WITH THE DEVELOPMENT OF ONLINE SALES

*Yu. I. Ubogovich, O. A. Tselilina*

**Ubogovich Yuliya Ivanovna**, Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Head of Real Estate Expertise, Operation, and Management the Department, Astrakhan State University of Architecture and Civil Engineering, Astrakhan, Russian Federation; e-mail: yubogovich@bk.ru;

**Tselilina Olga Alekseyevna**, undergraduate student, Astrakhan State University of Architecture and Civil Engineering, Astrakhan, Russian Federation

In recent years, there has been a significant change in the structure of consumer behavior caused by the development of online platforms and online shopping. The present study aims to investigate the impact of online sales on shopping center development strategies. The research methods include data analysis, surveys, and review of research articles on the topic. The aim is to study the impact of online sales on the concept of redevelopment of shopping centers in Astrakhan to propose strategies for adapting to changing customer needs and market conditions due to the growth of online sales.

**Keywords:** redevelopment of shopping centers, online sales, reconstruction, omni-channel marketing, cluster approach, multi-format, development, investment attractiveness.

#### Введение

Пандемия COVID-19, геополитическая ситуация, санкции европейских стран дали толчок активному развитию электронной коммерции (или web-торговля) в Российской Федерации. В нее входят все торговые и финансовые операции, цепочки бизнес-процессов, которые происходят в онлайн-пространстве. Активное развитие web-торговли позволило производителям и продавцам сократить количество реальных точек на арендных площадях. В связи с чем показатель Mall Index (количество посетителей

на 1 тыс. м<sup>2</sup> торговых площадей) в России за последние годы сильно снизился. Показатели вакантности арендных площадей в 2024 года оказались самыми низкими за последние 15 лет и составили 4,8 %. Данный показатель в торговых центрах по итогам 2024 года составил 7 % [1]. В регионах ситуация менее позитивная.

Методы, примененные в исследовании: аналитические (статистический анализ, контент-анализ); интерпретационные (сравнительный анализ, экспертная оценка, опросы, обзор научных статей по теме).