

УДК 330.47

DOI: 10.24412/2312-6647-2025-143-102-113

ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕРАТИВНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ПОДДЕРЖКИ УПРАВЛЕНИЯ ОРГАНИЗАЦИЯМИ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ

Фролов Юрий Викторович

Московский городской педагогический университет,
Москва, Россия,
jury_frolov@mail.ru

Морозова Валерия Андреевна

Московский городской педагогический университет,
Москва, Россия,
m.leramorozova@gmail.com

Шведова Софья Сергеевна

Московский городской педагогический университет,
Москва, Россия,
shvedova_sofiya23@mail.ru

Сергеева Анастасия Игоревна

Московский городской педагогический университет,
Москва, Россия,
sergehewa02@mail.ru

Аннотация. В статье рассмотрены кейсы по поддержке принятия решений в областях страхования, выдачи кредитов и продаж. Проведен анализ результатов аналитики данных, полученных с помощью генеративного искусственного интеллекта (ИИ). Обсуждаются характеристики генеративного ИИ, реализуемого на платформе ChatGPT.

Ключевые слова: поддержка принятия решений на основе данных, интеллектуальные системы, прогнозирование, генеративный искусственный интеллект, статистические модели.

UDC 330.47

DOI: 10.24412/2312-6647-2025-143-102-113

APPLICATION OF GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO SUPPORT DATA-BASED MANAGEMENT OF ORGANIZATIONS

Frolov Yuri Viktorovich

Moscow City University,
Moscow, Russia,
jury_frolov@mail.ru

Morozova Valeria Andreevna

Moscow City University,
Moscow, Russia,
m.leramorozova@gmail.com

Shvedova Sofya Sergeevna

Moscow City University,
Moscow, Russia,
shvedova_sofiya23@mail.ru

Sergeeva Anastasia Igorevna

Moscow City University,
Moscow, Russia,
sergehewa02@mail.ru

Abstract. The article discusses cases of decision support in the areas of insurance, issuing loans and sales. An analysis of the results of data analytics obtained using generative artificial intelligence (AI) was carried out. The characteristics of generative AI implemented on the ChatGPT platform are discussed.

Keywords: data-driven decision support, intelligent systems, forecasting, generative artificial intelligence, statistical models.

Введение

В последние годы искусственный интеллект (ИИ) значительно трансформировал множество отраслей, включая бизнес и образование [1]. Например, генеративные алгоритмы, способные создавать новый контент (от текстов до музыки и изображений), выполнять аналитику данных, генерировать новые идеи, открывают новые возможности для поддержки профессиональной деятельности [2–4].

Рассмотрим некоторые направления по использованию ИИ, важные для осуществления профессиональной деятельности в области управления организациями и бизнес-аналитики. Как отмечается в работах [2, 5–8],

в настоящее время накоплен большой опыт по применению разнообразных интеллектуальных систем (нейронных сетей, нечеткой логики, генетических алгоритмов, системной динамики и др.) в процессах поддержки принятия управленческих решений. Эффективность применения этих инструментов основывается на их важных свойствах, например таких как способность к обучению, адаптации, гибкость, способность открывать новое и др. [5].

Способность к обучению проявляется в том, что нейронные сети и генетические алгоритмы после предъявления данных на входе могут формировать модель предметной области, которая затем обеспечивает значения выходных показателей с требуемой точностью.

Способность к адаптации — это характеристика системы быстро настраивать свою модель под изменившиеся условия окружающей среды, связанные, например, с нестабильностью в политической ситуации, в экономике, появлением новых конкурентов, законов и т. п. Особенно актуальна данная характеристика интеллектуальных систем в задачах прогнозирования ключевых параметров деятельности компании на потребительских или финансовых рынках. Можно отметить, что свойство обучаемости относится к этапу подготовки системы к работе, а адаптируемость — к фазе функционирования предварительно обученной системы.

Гибкость интеллектуальных систем связана со способностью осуществлять обобщения на основе неполных, нечетких и неточных данных. Например, руководству компании необходимо решить задачу профилирования клиентов, информация о которых является неполной по причинам отсутствия открытого доступа к необходимым сведениям или наличия ошибок, имеющихся в базе данных компании. Как доказано в ряде работ [5, 7–8], нейронные сети, обучаясь на неполной и неточной информации, выявляют сложные нелинейные взаимосвязи между факторами и формируют обобщенную модель, которую далее можно использовать для прогнозирования поведения других клиентов.

Под открытием нового понимают способность интеллектуальных систем выявлять ранее неизвестные взаимосвязи в больших массивах структурированных и неструктурированных данных (например, в рамках методологии Data Mining), прогнозировать появление новых бизнес-процессов или генерировать по запросу контент, отражающий идеи, которые ранее не были известны специалистам компании [5–6].

Важное направление поддержки управления в бизнесе, как подчеркивалось, связано с задачами прогнозирования значимых показателей, например объемов продаж, курсов валют, котировок ценных бумаг, кредитных рисков и т. п. В компаниях, процессы принятия решений, которые основаны на анализе данных, предсказание будущих значений, важных для бизнеса метрик осуществляется, как правило, бизнес-аналитиками вручную на основе использования ими алгоритмов и моделей машинного обучения. Для этих целей часто применяют фреймворки языка Python, которые предлагают богатый набор инструментов и библиотек для создания и развертывания прогностических моделей [9].

Использование генеративного ИИ для прогнозирования данных в целях поддержки управления может помочь сократить затраты времени на основе автоматизации процесса. Однако важно помнить, что применение генеративных моделей для прогнозирования значимых для бизнеса метрик пока еще не получило широкое распространение и требует осторожности и проверки результатов, а также их сопоставления с результатами, полученными вручную. В данной статье рассмотрены результаты аналитики для поддержки управления, полученные с помощью ChatGPT (известного инструмента генеративного ИИ).

Цель и задачи исследования. Цель исследования заключалась в проведении экспериментов, которые помогли бы оценить возможности генеративного ИИ в процессах поддержки профессиональной деятельности управленцев и аналитиков.

Для достижения цели исследования по оценке эффективности использования ChatGPT для поддержки управления, основанного на данных, были поставлены следующие задачи:

1. Написать запросы в ChatGPT с загрузкой нескольких связанных с бизнесом таблиц в формате Excel (csv) и оценить ответы чата на запросы, которые связаны со статистическим анализом данных и формированием моделей и графиков.

2. Выполнить с помощью чата исследование данных на конкретных примерах и оценить возможность использования полученных результатов для поддержки управления компаниями.

3. Сформировать выводы об эффективности использования ChatGPT для поддержки управления на основе данных.

Методы формирования запросов к чату. Чтобы использовать ChatGPT в анализе данных, необходимо следовать определенным правилам составления запросов (промтгов) [2, 4]. Во-первых, следует выбрать роль для ChatGPT. Например, «Отвечай как опытный руководитель компании или как бизнес-аналитики со стажем работы более 10 лет». Во-вторых, рекомендуется использовать активные глаголы-действия, например такие как «Придумай», «Напиши», «Оформи» и т. п., чтобы сделать запрос более конкретным и целенаправленным. В-третьих, необходимо определить формат ответа чата — указать, в каком виде аналитики желают получить результаты. Это могут быть тексты, изображения, графики и др. В-четвертых, в запросе рекомендуется привести конкретные примеры: например, прописать, какие виды анализов необходимы, как должна быть оценена достоверность результатов анализа данных, какие графики нужны и какие метрики должны быть использованы в рисунках в качестве факторов и зависимых переменных и т. п.

Важно понимать, что в процессе диалога с чатом следует уточнять и адаптировать запросы к получаемым вариантам ответа чата на предыдущие запросы. Главное правило: если ответы ChatGPT не полностью соответствуют ожиданиям руководителя организации (бизнес-аналитика), необходимо вносить соответствующие уточнения в следующем запросе.

Как показывают выполненные эксперименты, для управления, основанного на данных, важно то, что чат способен сделать очистку и предварительную обработку наборов бизнес-данных, а именно: удалить выбросы из данных, стандартизировать переменные, произвести кодирование категориальных переменных. Также ChatGPT может выполнить описательную статистику, построить математическую модель и графики.

Таким образом, настоящее исследование направлено на проверку гипотезы о том, что применение ChatGPT в качестве инструмента поддержки принятия решений позволит радикально снизить издержки компании в процессах подготовки обоснований готовящихся решений. Повышение эффективности при этом связано с автоматизацией выполнения рутинных операций по подготовке и анализу наборов данных, привязанных к конкретной проблемной ситуации в компании.

Примеры использования чата для поддержки управления. В ходе исследования с помощью чата были проанализированы три кейса, которые иллюстрируют бизнес-ситуации в страховом бизнесе, розничных продажах и кредитной организации.

Кейс 1 относится к деятельности медицинской страховой компании. Чтобы выяснить, есть ли зависимость между демографическими показателями человека и расходами денежных средств, которые он готов потратить на медицинское обслуживание, был проанализирован набор данных, включающий в себя такие метрики, связанные с клиентом, как пол, возраст, индекс массы тела, количество детей, регион и статус в отношении курения.

Были подготовлены и выполнены запросы к чату (рис. 1).

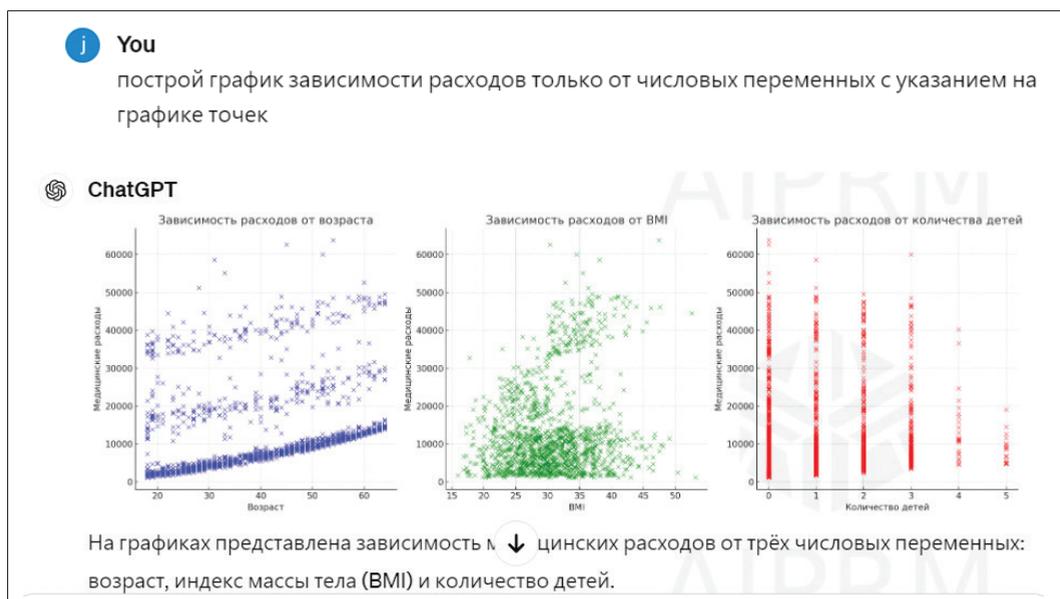
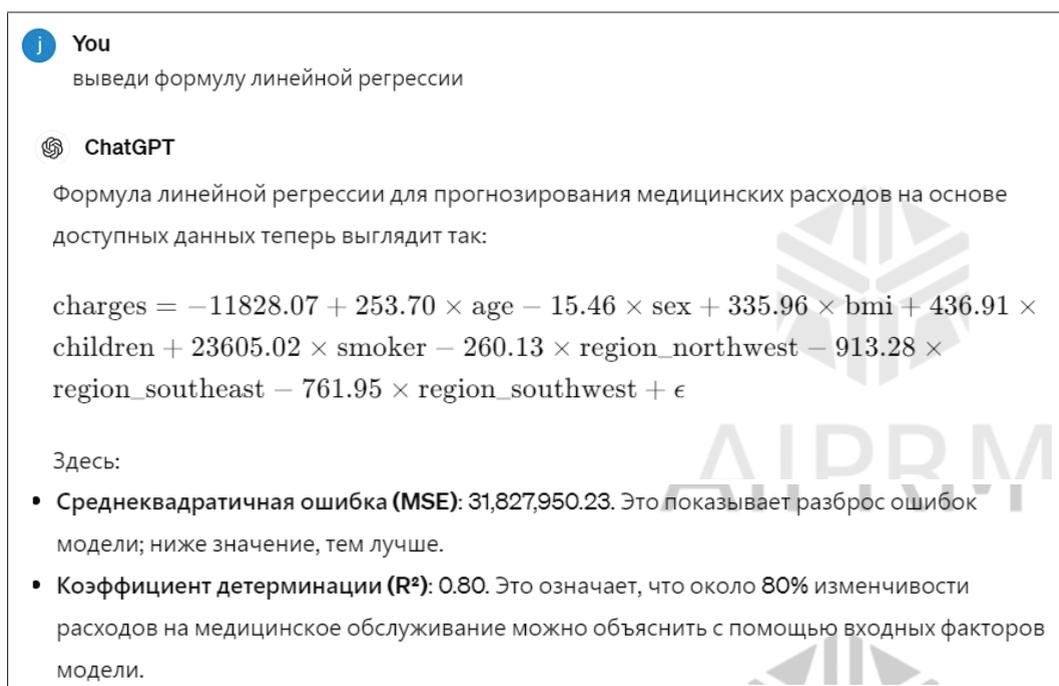


Рис. 1. Полученная нейронной сетью визуализация влияния некоторых факторов на уровень медицинских расходов

Как следует из рисунка 1, увеличение возраста клиентов имеет следствием некоторое повышение уровня расходов, а увеличение количества детей в семье приводит к незначительному снижению расходов. В то же время влияние индекса массы тела на медицинские расходы не является однозначным и требует дополнительного изучения.

В целях получения дополнительной информации о взаимном влиянии факторов с помощью чата было сгенерировано уравнение линейной регрессии (рис. 2). Как следует из полученных результатов, факторы можно расположить в следующий ряд в порядке возрастания их влияния на уровень медицинских расходов: возраст; индекс массы тела; количество детей; вредная привычка — курение. Аналитик имеет возможность сопоставлять результаты визуализации (см. рис. 1) и линейной регрессии (рис. 2).



j You
выведи формулу линейной регрессии

ChatGPT
Формула линейной регрессии для прогнозирования медицинских расходов на основе доступных данных теперь выглядит так:

$$\text{charges} = -11828.07 + 253.70 \times \text{age} - 15.46 \times \text{sex} + 335.96 \times \text{bmi} + 436.91 \times \text{children} + 23605.02 \times \text{smoker} - 260.13 \times \text{region_northwest} - 913.28 \times \text{region_southeast} - 761.95 \times \text{region_southwest} + \epsilon$$

Здесь:

- **Среднеквадратичная ошибка (MSE):** 31,827,950.23. Это показывает разброс ошибок модели; ниже значение, тем лучше.
- **Коэффициент детерминации (R²):** 0.80. Это означает, что около 80% изменчивости расходов на медицинское обслуживание можно объяснить с помощью входных факторов модели.

Рис. 2. Уравнение линейной регрессии, сгенерированное нейронной сетью

Рассчитанные нейронной сетью статистические характеристики линейной регрессии показывают в частности, что модель адекватно отражает влияние факторов на уровень медицинских расходов (R квадрат — 0,8).

Кейс 2. В рамках второго кейса были проанализированы данные по доставке еды из ресторанов. Результаты анализа имеют значение как для компании, организующей доставку еды, так и для клиентов, поскольку позволят им подобрать наиболее удобный сервис доставки или выбирать курьеров и метод доставки еды. Был проведен поиск зависимостей между возрастом курьера, его рейтингом и временем доставки.

Были получены следующие результаты с применением чата (см. рис. 3).

j

You

Улучшите модель, чтобы увеличить значение R-квадрата. Нам необходимо получить математическое выражение — уравнение множественной регрессии. Также провести эксперимент, какое уравнение (линейное, логистическое и т. д.) позволяет увеличить значение R-квадрата



ChatGPT

Получено уравнение регрессии с уменьшенным набором факторов, ориентированным на возраст и рейтинг доставщика, вид уравнения и его коэффициенты имеют следующий вид:

$$\text{Time_taken(min)} = 54.85 + 0.45(\text{Delivery_person_Age}) - 9.01(\text{Delivery_person_Ratings})$$

Где:

- Постоянный член составляет примерно 54,85.
- Коэффициент для Delivery_person_Age равен примерно 0,45, что означает, что с каждым дополнительным годом возраста доставщика время доставки будет увеличиваться на 0,45 минуты, при этом все остальное остается постоянным.
- Коэффициент для Delivery_person_Ratings равен примерно –9,01, что указывает на то, что с каждым дополнительным баллом в рейтинге доставщика время доставки, как ожидается, уменьшится на 9,01 минуты.

Рис. 3. Уравнение линейной регрессии для кейса с доставкой еды, предложенное ChatGPT

Значение R² для модели (см. рис. 3) составляет примерно 0,18, что позволяет предположить, что эта сокращенная модель, включающая в себя только два фактора, объясняет около 18 % изменчивости сроков доставки. Отрицательный коэффициент для Delivery_person_Ratings демонстрирует его влияние на сокращение времени доставки, подчеркивая важность более высоких рейтингов для эффективности доставки.

Для визуализации зависимости между временем доставки и рейтингом курьера чатом был построен график (рис. 4).

Каждая точка на графике (рис. 4) представляет собой отдельную доставку, нанесенную на график в соответствии с рейтингом курьера (ось X) и временем, затраченным на доставку (ось Y). Красная пунктирная линия указывает на тенденцию, демонстрирующую общее сокращение времени доставки по мере повышения рейтинга, что соответствует результатам регрессионного анализа, предложенного чатом (см. рис. 3).

Полученные результаты показывают для компании и клиентов, что сотрудники службы доставки с более высоким рейтингом обеспечивают более быстрые сроки доставки. Следовательно, усилия по улучшению или поддержке высоких рейтингов сотрудников службы доставки могут быть полезны

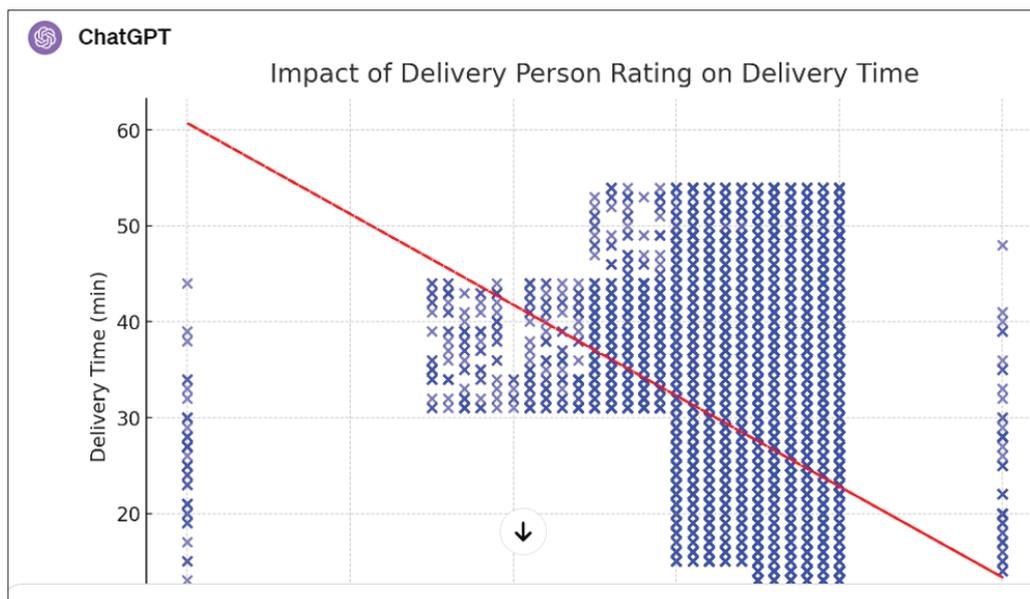


Рис. 4. Влияние рейтинга курьера на время доставки

для сокращения общего времени доставки. Также молодым курьерам требуется меньше времени на доставку продуктов по сравнению со курьерами в возрасте. При этом (как показали результаты исследования) тип транспорта для доставки не оказывает существенного влияния на время доставки.

Кейс 3. В рамках третьего кейса был проведен анализ набора данных по кредитным картам с целью установить взаимосвязь между лимитом средств на карте и другими факторами, такими как доход, возраст клиента, уровень его образования, баланс.

ChatGPT по запросу построил математическую модель, отражающую зависимость лимита кредитной карты от других факторов:

$$\text{Лимит} = 1769,78 + 32,42 \cdot \text{Доход} - 64,01 \cdot \text{Карты} + \\ + 2,01 \cdot \text{Возраст} - 6,49 \cdot \text{Образование} + 3,19 \cdot \text{Баланс},$$

где 1769,78 — постоянный член уравнения, указывающий на ожидаемый лимит кредитной карты, когда все другие переменные в уравнении равны нулю; 32,42 — коэффициент дохода, подразумевающий, что на каждую единицу увеличения дохода лимит кредитной карты увеличивается примерно на 32,42 единицы, при этом все остальные факторы остаются постоянными; -64,01 — коэффициент количества карт, указывающий, что каждая дополнительная карта у клиента связана с уменьшением лимита кредитной карты на 64,01 единицы, при условии, что другие переменные остаются постоянными; 2,01 — коэффициент возраста клиента, предполагающий незначительное увеличение лимита кредитной карты за каждый дополнительный год возраста; -6,49 — коэффициент «Образование», который указывает на небольшое уменьшение лимита кредитной карты за каждый дополнительный год обучения, хотя этот эффект не был статистически

значимым; 3,19 — коэффициент Баланса, который указывает на то, что при увеличении каждой единицы Баланса лимит кредитной карты увеличивается примерно на 3,19 единицы, при этом остальные переменные остаются неизменными.

Полученное чатом уравнение позволяет менеджерам кредитной организации прогнозировать лимит кредитной карты на основе значений исследованных факторов и подчеркивает значительную роль дохода клиента и баланса в определении лимитов по кредитной карте.

ChatGPT определил для полученного уравнения высокое значение R-квадрата, равное 0,94. Это указывает на то, что 94 % изменений лимита по карте объясняется с помощью факторов, включенных в модель. А это, в свою очередь, предполагает хорошее соответствие полученной модели данным.

Также чат по запросу построил график регрессии с линией тренда в зависимости от наиболее значимого фактора — дохода клиента (рис. 5):



Рис. 5. Взаимосвязь между лимитом кредитной карты и доходом

График на рисунке 5 иллюстрирует взаимосвязь между лимитом кредитной карты и доходом, демонстрируя четкую положительную тенденцию: по мере увеличения дохода лимит кредитной карты также имеет тенденцию к увеличению.

Оценка эффективности применения ChatGPT для поддержки управления

Заработная плата бизнес-аналитика среднего уровня квалификации составляет примерно 80 тыс. руб. в месяц (или примерно 500 руб. в час). В то же время стоимость платной подписки на ChatGPT составляет примерно 2900 руб. в месяц и не зависит от количества принятых к исполнению аналитиками исследовательских задач. Специалисты компании, желающие выполнить аналитическое исследование по заданию руководителей компании с помощью ИИ, могут делать неограниченное количество запросов.

В настоящей статье были представлены относительно простые кейсы. Как показывает опыт, бизнес-аналитик среднего уровня квалификации тратит на решение одной аналогичной задачи с использованием фреймворков Python или специального программного обеспечения не менее 4 часов (240 минут). За этот период времени аналитик выполняет первоначальную предобработку данных, их очистку, пишет скрипты или выполняет запросы к прикладному статистическому пакету, например для поиска корреляционной зависимости в данных, формирует прогнозные модели с помощью методов машинного обучения, интегрирует данные и полученные результаты с системами визуализации.

Как показывают эксперименты, выполненные в рамках настоящего исследования с помощью ChatGPT, аналитик, выполняя поручение руководства компании, затрачивает на аналогичные задачи примерно 10 минут. Таким образом, применение ChatGPT в качестве помощника позволяет повысить производительность труда бизнес-аналитика примерно в 20 раз, а следовательно, повысить уровень адаптивности и конкурентоспособности компании в условиях быстрых изменений во внешней среде.

Заключение

Использование ChatGPT для анализа данных и поддержки управления — одно из перспективных направлений применения ИИ, поскольку помогает организациям лучше понимать данные, которыми они располагают, снижать вероятность управленческих ошибок. Можно сделать вывод, что необходимо продолжить исследования по оценке использования ChatGPT в аналитике данных. Важный ресурс повышения качества поддержки управления — это исследование новых возможностей ChatGPT и оценка влияния различных вариантов запросов, предлагаемых чату, на генерируемые им варианты решений.

Результаты настоящего исследования показывают, что ChatGPT способен помочь аналитикам проводить предобработку данных, находить значимые зависимости между показателями и строить графики, помогающие интерпретировать результаты исследования.

Таким образом, внедрение генеративного ИИ в процессы поддержки принятия решений позволяет бизнесу значительно повысить свою аналитическую мощь и оперативность принятия решений. Однако для эффективной интеграции таких технологий в систему поддержки принятия решений требуется квалифицированный персонал, способный управлять сложными алгоритмами и трансформировать их в значимые для бизнес-стратегии выгоды [5].

Необходимо также учитывать этические и юридические аспекты использования генеративного ИИ. Вопросы конфиденциальности данных, авторского права на сгенерированный контент и возможное сокращение рабочих мест требуют внимательного анализа и регулирования топ-менеджерами компаний.

Список источников

1. Рассел Стюарт, Норвиг Питер. Искусственный интеллект. Современный подход. Т. 1. Решение проблем. Знания и рассуждения. М.: Вильямс, 2021. 704 с.
2. Алексеев Д. В. Использование генеративного ИИ при анализе данных ВЕБ-аналитики // *Universum: технические науки*. 2024. № 2 (119). URL: <https://7universum.com/ru/tech/archive/item/16815> (дата обращения: 12.05.2024).
3. Будущее генеративного ИИ: оценки ведущих мировых аналитиков // *Itweek*. 2023. URL: <https://www.itweek.ru/ai/article/detail.php?ID=227435> (дата обращения: 12.05.2024).
4. Варианты использования и применения генеративного ИИ // *Neuroni.co*. URL: <https://neuroni.co/ru/articles/generative-ai-use-cases-and-applications> (дата обращения: 12.05.2024).
5. Фролов Ю. В. Управленческий консалтинг в ситуациях экономического выбора: дис. ... д-ра экон. наук: 08.00.05. М., 2001. 307 с.
6. Frolov, Y. V., Bosenko, T. M., Konopelko, E. S. (2023). Statistical Study of Factors Affecting the Risk of Lending by Microfinance Institutions. In R. Silhavy, P. Silhavy (Eds.). *Software Engineering Research in System Science. CSOC 2023. Lecture Notes in Networks and Systems*, Vol. 722. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-031-35311-6_37
7. Фролов Ю. В., Пастухов Е. С. Маркетинговые исследования потребителей товаров на основе применения самоорганизующихся карт признаков // *Маркетинг и маркетинговые исследования в России*. 2000. № 5. С. 14–22.
8. Кинг Кэти. Искусственный интеллект в маркетинге: как использовать ИИ и быть на шаг впереди / пер. с англ. И. А. Шевкуна. М.: АСТ: ОГИЗ, 2024. 254 с. ISBN 978-5-17-118629-6
9. Основы программирования Python для аналитиков: практикум / сост.: Ю. В. Фролов, Т. М. Босенко. Ч. 1. М.: МГПУ, 2023. 119 с.

References

1. Rassel Styuart, Norvig Piter. *Iskusstvenny`j intellekt. Sovremenny`j podxod. T. 1. Reshenie problem. Znaniya i rassuzhdeniya*. M.: Vil`yams, 2021. 704 s.
2. Alekseev D. V. *Ispol`zovanie generativnogo II pri analize danny`x VEB-analitiki // Universum: texnicheskie nauki*. 2024. № 2 (119). URL: <https://7universum.com/ru/tech/archive/item/16815> (data obrashheniya: 12.05.2024).
3. *Budushhee generativnogo II: ocenki vedushhix mirovy`x analitikov // Itweek*. 2023. URL: <https://www.itweek.ru/ai/article/detail.php?ID=227435> (data obrashheniya: 12.05.2024).

4. Varianty` ispol`zovaniya i primeneniya generativnogo II // Neuronico. URL: <https://neuronico.ru/articles/generative-ai-use-cases-and-applications> (data obrashheniya: 12.05.2024).

5. Frolov Yu. V. Upravlencheskij konsalting v situacijax e`konomicheskogo vy`bora: dis. ... d-ra e`kon. nauk: 08.00.05. M., 2001. 307 s.

6. Frolov, Y. V., Bosenko, T. M., Konopelko, E. S. (2023). Statistical Study of Factors Affecting the Risk of Lending by Microfinance Institutions. In R. Silhavy, P. Silhavy (Eds.). Software Engineering Research in System Science. CSOC 2023. Lecture Notes in Networks and Systems, Vol. 722. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-031-35311-6_37

7. Frolov Yu. V., Pastuxov E. S. Marketingovy`e issledovaniya potrebitelej tovarov na osnove primeneniya samoorganizuyushhixsya kart priznakov // Marketing i marketingovy`e issledovaniya v Rossii. 2000. № 5. S. 14–22.

8. King Ke`ti. Iskusstvenny`j intellekt v marketinge: kak ispol`zovat` II i by`t` na shag vpered / per. s angl. I. A. Shevkuna. M.: AST: OGIZ, 2024. 254 s. ISBN 978-5-17-118629-6

9. Osnovy` programmirovaniya Python dlya analitikov: praktikum / sost.: Yu. V. Frolov, T. M. Bosenko. Ch. 1. M.: MGPU, 2023. 119 s.

Информация об авторах / Information about authors

Фролов Юрий Викторович — кандидат технических наук, доктор экономических наук, профессор, профессор департамента информатики, управления и технологий, Институт цифрового образования, Московский городской педагогический университет, Москва, Россия.

Frolov Yuri Viktorovich — Candidate of Technical Sciences, Doctor of Economic Sciences, Professor, Professor of the Department of Informatics, Management and Technology at the Institute of Digital Education, Moscow City University, Moscow, Russia.

jury_frolov@mail.ru

Морозова Валерия Андреевна — студентка бакалавриата, Институт цифрового образования, Московский городской педагогический университет, Москва, Россия.

Morozova Valeria Andreevna — Undergraduate Student at the Institute of Digital Education, Moscow City University, Moscow, Russia.

m.leramorozova@gmail.com

Шведова Софья Сергеевна — студентка бакалавриата, Институт цифрового образования, Московский городской педагогический университет, Москва, Россия.

Shvedova Sofya Sergeevna — Undergraduate Student at the Institute of Digital Education, Moscow City University, Moscow, Russia.

shvedova_sofiya23@mail.ru

Сергеева Анастасия Игоревна — студентка бакалавриата, Институт цифрового образования, Московский городской педагогический университет, Москва, Россия.

Sergeeva Anastasia Igorevna — Undergraduate Student at the Institute of Digital Education, Moscow City University, Moscow, Russia.

sergehewa02@mail.ru