МИНИСТЕРСТВО НАУКИ и высшего ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение

высшего образования

**«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

**(ФГБОУ ВО «КубГУ»)**

**Экономический факультет**

**Кафедра мировой экономики и менеджмента**

Допустить к защите

Заведующий кафедрой

д-р экон. наук, профессор

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_И.В. Шевченко

(подпись)

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_2025 г.

Руководитель ООП

д-р экон. наук, профессор

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ И.В. Шевченко

(подпись)

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_2025 г.

**ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА**

**(МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ)**

**ИННОВАЦИОННЫЕ ИНСТРУМЕНТЫ РАЗРАБОТКИ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ В МЕЖДУНАРОДНОЙ БИЗНЕС-СРЕДЕ**

Работу выполнил \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_А.С. Соболева

(подпись, дата)

Направление подготовки 38.04.02 Менеджмент\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Направленность (профиль) Международный бизнес\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Научный руководитель

д-р экон. наук, проф.\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_И.В. Шевченко

(подпись)

Нормоконтролер

преподаватель\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ А.Б. Катрюхина

(подпись)

Краснодар

2025

**СОДЕРЖАНИЕ**

[Введение 3](#_Toc201352191)

[1 Теоретико-методологические основы управленческих решений в условиях цифровой трансформации 10](#_Toc201352192)

[1.1. Эволюция инструментов поддержки управленческих решений 10](#_Toc201352193)

[1.2. Модели и подходы к принятию решений в международных компаниях 21](#_Toc201352194)

[1.3. Принципы применения LLM в управлении: возможности, вызовы и этические аспекты 28](#_Toc201352195)

[2 Анализ потенциала LLM для трансформации управленческих решений в международном бизнесе 34](#_Toc201352196)

[2.1 Международный опыт использования LLM в управленческих решениях 34](#_Toc201352197)

[2.2 Типология управленческих задач, эффективно решаемых с помощью LLM 42](#_Toc201352198)

[2.3 Методика оценки эффективности внедрения LLM-моделей 47](#_Toc201352199)

[2.4 Анализ отраслевой специфики применимости LLM 50](#_Toc201352200)

[2.5 Международный анализ применимости: Индекс готовности к LLM 55](#_Toc201352201)

[3 Разработка и валидация модели стратегического внедрения LLM в международную компанию 63](#_Toc201352202)

[3.1 Алгоритм интеграции LLM в управленческие процессы 63](#_Toc201352203)

[3.2 Стратегический подход к внедрению LLM: оптимизация ролей и перераспределение функций 67](#_Toc201352204)

[3.3 Построение матрицы применимости LLM в международном бизнесе 77](#_Toc201352205)

[Заключение 85](#_Toc201352206)

[Список использованных источников 88](#_Toc201352207)

[Приложение А 100](#_Toc201352208)

[Приложение Б 102](#_Toc201352209)

# ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования определяется тем, что в условиях рыночной экономики качество управленческих решений напрямую влияет на эффективность бизнеса. От того, как именно принимаются и реализуются эти решения, зависят ключевые показатели деятельности: прибыль, объёмы продаж, конкурентоспособность продукции, а также возможности для роста и внедрения инноваций. Не менее важен и человеческий капитал – без грамотного управления сложно добиться его эффективного использования.

На уровне государства управленческие решения, принимаемые компаниями, оказывают влияние на важные экономические и социальные параметры: занятость населения, устойчивость экономического роста, инвестиционную активность и общее качество жизни. Всё это делает исследование процессов принятия решений особенно актуальным – как для развития конкретных организаций, так и для экономики в целом.

Когда в компании всё нестабильно и есть риски, принимать решения наобум не вариант. Обычно смотрят, какие сценарии могут быть и насколько они вероятны. Иногда это делают по цифрам и статистике, а иногда просто на основе чьего-то мнения. Но такие оценки не всегда точные и могут сбить с толку. Из-за этого часто делают неправильный выбор. Поэтому учёные всё больше говорят о том, что надо использовать теорию вероятности. С ней можно просчитать разные варианты и выбрать тот, который принесёт больше пользы. Это помогает не теряться в сложных ситуациях и действовать разумно.

Когда всё вокруг быстро меняется – и в самой компании, и снаружи, – становится сложно учитывать всё, что может повлиять на управленческие решения. Обычно в реальности смотрят только на отдельные моменты, а остальное просто упускают. Часто решения вообще принимаются на интуиции или по привычке, без чёткого плана. Из-за этого можно не заметить важные вещи и ошибиться. Поэтому сейчас особенно важно разрабатывать понятные и рабочие рекомендации, которые помогут руководителям принимать решения более уверенно. Такие подходы нужны и для теории, и для обычной практики в компаниях, которые работают в непростых условиях.

Одна из заметных тенденций последних лет – активное внедрение ИИ в управление, о чём говорится и в российской стратегии до 2030 года. ИИ сейчас используют для планирования, прогнозов и принятия решений, где нужно быстро разбирать большие массивы данных. Такие технологии реально помогают делать выводы точнее и быстрее. Плюс они уменьшают влияние человеческих «перекосов» – когда решение принимается на эмоциях, под давлением группы или просто из-за нехватки информации.

Среди всех ИИ-технологий особенно выделяются большие языковые модели (LLM), которые стали настоящим прорывом в понимании и обработке текста. Они работают на нейросетях с кучей параметров и умеют хорошо разбираться в языке. Благодаря этому LLM стали важной частью систем, где нужно анализировать или генерировать тексты. Один из самых известных примеров – ChatGPT. Он быстро стал популярным, потому что помогает делать много всего: писать тексты, отвечать на вопросы, помогать клиентам и даже участвовать в принятии решений.

LLM уже серьёзно изменили работу многих отраслей. Они стали основным инструментом для обработки языка: помогают писать тексты, делать отчёты, отвечать на запросы и разбирать большие объёмы данных. Но вместе с пользой появляются и сложности – например, вопросы этики, защиты личной информации, управление рисками и возможное влияние таких моделей на общество в целом.

Актуальность темы объясняется тем, что Интерес к этой теме растёт, потому что ИИ всё чаще используется в бизнесе, а большие языковые модели реально помогают делать управленческие решения лучше. Сейчас LLM применяют и у нас, и за границей – для планирования, анализа, прогнозов. Они выручают, когда не хватает данных, слишком много информации или сложно всё быстро обработать. В условиях, когда всё нестабильно и меняется на ходу, такие технологии могут сильно упростить принятие решений. Поэтому тема не просто теоретическая – она полезна и в реальной работе, и в будущем точно будет только важнее. Всё это делает исследование особенно важным как с научной, так и с практической точки зрения.

Теоретическая база исследования опирается на современные подходы в области управления, искусственного интеллекта и бизнес-аналитики. В работе используются положения концепции Decision Intelligence, направленной на повышение качества управленческих решений с помощью ИИ (Pratt L., 2021), а также идеи стратегического применения LLM в бизнесе (Kumar A., Mehta K, Smith. R., 2023). Существенное внимание уделено вопросам практического использования генеративных моделей, изложенным в исследовании Davenport T.H. & Ronanki L. (2023), где анализируется влияние ИИ на операционную эффективность компаний. Эти аспекты дополняются результатами работ Zeng Q., He X. (2023), в которых рассматриваются этические вызовы внедрения ИИ в управленческие практики. Дополнительную основу составляют исследования, посвящённые управлению рисками и трансформации стратегического управления под воздействием LLM (Миллер Е. и Гаврилова И., 2022; Кузнецов А.В., 2022; Коновалов С.В., 2021), а также анализ влияния ИИ на принятие решений в условиях глобализации (Гулаков В.А., 2025). Совокупность этих источников формирует целостную теоретическую платформу для разработки модели интеграции LLM в процессы поддержки управленческих решений в международной бизнес-среде.

Целью исследования является разработка методики оценки эффективности внедрения LLM-моделей в управленческие процессы международных компаний, которая бы учитывала, как финансовые, так и нефинансовые аспекты интеграции технологий в бизнес.

Задачи исследования:

* исследовать модели и подходы к принятию управленческих решений в международных компаниях с использованием LLM;
* изучить этические аспекты применения LLM в управлении, включая проблемы с конфиденциальностью данных и влияние на организационную культуру;
* провести анализ международного опыта использования LLM в управленческих решениях;
* разработать методологию оценки эффективности внедрения LLM-моделей в управленческие процессы международных компаний;
* разработать оценку влияния LLM на качество решений, продуктивность и операционную эффективность в контексте международного бизнеса;
* проанализировать отраслевую специфику применения LLM;
* разработать матрицу применимости этих технологий для различных типов задач;
* оценить готовность стран к внедрению LLM, создав индекс готовности для разных рынков;
* разработать адаптивную модель перераспределения функций между людьми и LLM.

Объектом диссертационного исследования являются организационно-экономические отношения в международной бизнес-среде.

Предметом диссертационного исследования являются управленческие отношения, возникающие в процессе деятельности международных компаний на основе внедрения инновационных инструментов их интеграции в систему управления.

Гипотеза исследования заключается в том, что интеграция LLM в управленческие процессы может улучшить качество принятия решений, повысить операционную эффективность и создать долгосрочную ценность для бизнеса, однако её успешность зависит от отрасли, страны и уровня цифровой зрелости компании, компетенций сотрудников и регуляторной среды.

Научная новизна исследования заключается в разработке и внедрении инновационных подходов к интеграции LLM (Large Language Models) в управленческие процессы международных компаний. Каждый из ключевых элементов исследования представляет собой уникальный вклад в область применения ИИ в управлении, предлагая новые модели и методы, которые обеспечивают более высокую точность и эффективность при внедрении LLM.

* Уточнена методика оценки эффективности внедрения LLM-моделей, которая интегрирует существующие модели оценки, такие как Value Contribution и ROI, с новыми нефинансовыми аспектами, такими как качество и скорость решений, продуктивность сотрудников и влияние на стратегические задачи, результат по методике выделяет три уровня, если значение больше 1, то внедрение LLM приносит добавленную ценность и улучшает операционные процессы, включая сокращение времени, повышение точности и улучшение финансовых показателей, если равно 1, то значительного воздействия на бизнес нет и эффективность соответствует затратам, а если меньше 1, то внедрение LLM не приносит выгоды или даже приводит к убыткам, использования методики позволяет комплексно оценить эффективности внедрения LLM-моделей в управленческие процессы.
* Разработан индекс готовности стран к LLM, который состоит из критериев ИТ-Инфраструктуры (% интернет-проникновения, скорость и стоимость интернета), доступности данных (ODIN, частота обновлений, национальные порталы), квалификации специалистов (% ИКТ-выпускников, digital skills, Coursera Index), культуры и доверия к ИИ( уровень принятия ИИ, автоматизация бизнеса, Stanford AI Index), регуляртной зрелости (GDPR-закон, AI Readiness, инициативы по ИИ) и представляет собой интегральный показатель по всем критериям, в соответствии с которым выделяют 5 уровней оценки (от 0 до 0,2 – критически низкий уровень, от 0,2 до 0,4 – низкая, от 0,4 до 0,6 – средний, от 0,6 до 0,8 – умеренно высокий, от 0,8 до 1 – высокий), что позволяет определить готовность страны к внедрению LLM и элементы, которые требуют улучшения для успешной интеграции LLM в бизнес-процессы.
* Уточнена модель стратегического выбора перераспределения функции между людьми и ИИ, которая состоит из оценки сложности задачи индексов избегания неопределенности и мотивации к достижению успеха ( от 0 до 100), потребности в креативности и стратегическом управлении (от 1 до 10), рисков потерь tacit knowledge, рисков перераспределения, в соответствии с которой выделены три её уровня(от 0 до 3 – категория задачи Assist, от 3 до 7 – категория Redesign, от 7 до 10 – категория Replace), что дает возможность распределять задачи между людьми и ИИ, минимизируя риски и максимизируя выгоды от использования LLM.

Методологической основой исследования является системный подход к оценке эффективности инновационных технологий в бизнесе, включающий экономическое моделирование, методы анализа данных, а также подходы Decision Intelligence для анализа и оптимизации управленческих решений. В исследовании также применяется методология LLM-VCF (Value Contribution Framework) для многоуровневой оценки внедрения LLM в различные функции бизнеса.

Информационно-эмпирическую базу составляют данные из открытых источников, таких как отчёты крупных международных компаний (PwC, Deloitte, McKinsey), научные публикации, а также анализ конкретных кейсов применения LLM в международных компаниях, таких как Amazon, Unilever, Goldman Sachs. Также используется индекс готовности стран к применению LLM, который собирает и анализирует данные по цифровой зрелости, инфраструктуре, уровню образования и ИТ-компетенций.

Теоретическая ценность работы в том, что она уточняет подходы к оценке эффективности внедрения LLM. В методиках используются метрики из разных областей – экономика, культура, соцсфера, внутренняя организация. Это может стать базой для будущих исследований по теме внедрения ИИ в управление.

Практическая часть – в том, что разработаны инструменты для оценки, насколько страны и отрасли готовы к LLM, и насколько эффективно они могут внедряться. Методика пригодится международным компаниям – чтобы понять, стоит ли внедрять такие технологии, как это повлияет на бизнес и как улучшить принятие решений.

Структура исследования. Магистерская диссертация состоит из введения, основной части, включающей в себя три главы, заключения, списка источников из 92 наименований и двух приложений, иллюстрированная 28 таблицами и 22 рисунком.

# Теоретико-методологические основы управленческих решений в условиях цифровой трансформации

## Эволюция инструментов поддержки управленческих решений

Рынок системы поддержки принятия решений (СППР) играет решающую роль в улучшении процессов принятия организационных решений, предоставляя аналитические инструменты, которые помогают в оценке сложных сценариев. Эти системы позволяют предприятиям обрабатывать огромные объемы данных и извлекать действенные идеи, что приводит к улучшению стратегического планирования и операционной эффективности. Согласно отчету Бюро статистики труда США [2], спрос на аналитическое и принятие решений увеличилось, с ожидаемыми темпами роста в 12% с 2020 по 2030 год. Эта тенденция отражает растущую зависимость от решений, основанных на данных в различных секторах, побуждая компании значительно инвестировать в технологии DSS.

Согласно исследованию от Future Market Report [1], **глобальный рынок СППР** был оценен в 8,5 млрд долларов в 2024 году и, как ожидается, 14,8 млрд долларов к концу 2032 года, с предполагаемым среднегодовым темпом роста **13,1%** в течение прогнозируемого периода 2024–2032 годов (рисунок 1).

Рисунок 1 – Рынок системы поддержки принятия решений (составлено автором) [1]

Этот прогнозируемый рост обусловлен увеличением использования в отраслях исследование рынка, таких как BFSI, Производство, Здравоохранение.

Термин СППР впервые появился в статье Горри и Скотта-Мортона [4]. Исследователи рассматривали СППР как системы, поддерживающие любую управленческую деятельность при решении слабоструктурированных и неструктурированных задач принятия решений. Позже, в 1978 году, Кин и Скотт-Мортон сузили определение до слабоструктурированных проблем [5].

Анализ научной литературы [13, 50, 3] позволил выделить и другие определения СППР:

По мнению А.Л. Попова СППР – это информационно-технологическая система, предназначенная для оказания помощи в процессе принятия решений, включающая в себя методы и средства анализа данных и информации, их интерпретации и визуализации, а также моделирования и прогнозирования возможных результатов решений [4].

Вот еще одно определение: СППР – интерактивные компьютерные системы и подсистемы, направленные на помощь лицам, принимающим решения, путем предоставления доступа к коммуникационным технологиям, данным, документам, знаниям и/или моделям с целью определения, решения проблем и принятия решений [5].

Е.А. Шошина охарактеризовала СППР как компьютерные системы, предназначенные для помощи в анализе, прогнозировании и выборе решений в сложных и неструктурированных ситуациях. Их ключевая задача – облегчить взаимодействие между данными, аналитическими инструментами и пользователями, предоставляя информацию, необходимую для обоснованного выбора. СППР применяются в самых разных отраслях – от финансов и логистики до здравоохранения и государственного управления [6].

Будем считать, что СППР – это компьютерная система, предназначенная для помощи лицам, принимающим решения, в анализе, прогнозировании и выборе оптимальных решений, особенно в сложных ситуациях. СППР обеспечивает доступ к данным, аналитическим инструментам, технологиям визуализации и моделирования, а также коммуникационным ресурсам, облегчая взаимодействие между пользователями и информацией для обоснованного и эффективного принятия решений.

История создания СППР началась в 1950–1960-х годах с появления первых вычислительных систем, предназначенных для автоматизации рутинных бизнес-операций, таких как бухгалтерский учет и управление запасами. Эти системы обеспечивали сбор, хранение и структурирование данных, что заложило основу для аналитических инструментов. СППР получили интенсивное развитие в середине ХХ в., с появлением первых компьютеров и программ для обработки данных. В 1956 г. группа ученых из Массачусетского технологического института во главе с Г. Саймоном и А. Ньюэллом создала программу Logic Theorist, которая могла генерировать доказательства математических теорем [7].

В 1970-х годах ученые начали разрабатывать математические и экономические модели для помощи в решении управленческих задач, что привело к созданию первых концепций СППР. В этот период было разработано значительное число инструментов и методов, которые использовались для помощи в принятии решений в различных областях, таких как бизнес, наука, государственное управление и т.д. В 1971 г. Мортон опубликовал книгу, в которой впервые были описаны результаты использования математических моделей в СППР [7].

В 1975 г. Дж. Литл разработал критерии для систем поддержки принятия решений, включая надежность, управляемость, а также простоту и полноту необходимой информации. Эти критерии до сих пор актуальны при оценке современных СППР. Позже исследователи из Массачусетского технологического института П. Кин и С. Мортон опубликовали учебник по системам поддержки принятия решений, в котором подробно описаны аспекты создания таких систем: анализ, проектирование, внедрение, оценка и разработка.

70-е гг. стали «эпохой персональных СППР», которые разрабатывались для менеджера или небольшого числа независимых менеджеров для решения определённой задачи. Однако работа в организациях редко выполняется исключительно одним лицом. Именно это привело к развитию следующего поколения СППР – групповых систем поддержки принятия решений.

В 1980-е гг. СППР стали широко распространяться в различных сферах деятельности. В то время основными методами и технологиями были экспертные и аналитические системы. Экспертные системы были разработаны для использования в тех областях, где требуется экспертное знание, например, в медицине, инженерии, финансах и т.д. Эти системы основаны на правилах, которые описывают знания и опыт экспертов в соответствующей области. Экспертные системы могут использоваться для диагностики, прогнозирования, определения стратегии и многих других задач [8]. Аналитические системы позволяют анализировать большие объемы данных и выделять из них значимые тренды и закономерности. Они используются в финансах, маркетинге, производстве и других областях для анализа данных и принятия решений на основе этих данных [11].

В 80-х гг. появилась ещё одна новая линейка моделей: экспертные системы (ЭС), основанные на правилах. ЭС относятся к числу интеллектуальных вычислительных систем и являются практической реализацией методов и идей искусственного интеллекта (ИИ). Данная система использует механизм применения правил (схему вывода) и рассуждает подобно человеку, что приводит её к ответу на поставленный вопрос [9].

В 90-х гг. развитие новых технологий, таких как OLAP, хранилища данных, интеллектуальный анализ данных и веб-технологий предоставило новые возможности для поддержки принятия решений. Развитие получили информационные системы для руководителей, которые представляли собой СППР, ориентированные на данные, предоставляющие руководству информацию об организации. [10].

В начале 2000-х гг. создается СППР на основе Web. Она представлена в виде набора веб-сервисов, взаимодействующих с информационными и вычислительными ресурсами через веб-интерфейс.

На Международной конференции был представлен новый тип компьютерных систем – PSTM (Personal Information Systems of Top Managers). Их основное отличие от других компьютерных систем состоит в том, что они создается для конкретного лица, принимающего решения, и имеют предварительную логико-аналитическую обработку информации в автоматическом режиме, выводимую на один экран [12]

В двадцать первом веке благодаря интернету появились новые средства генерации данных из разнообразных источников. Инновационные технологии, такие как аналитика больших данных (Big data analytics), наука о данных (Data Science), бизнес-аналитика (BI), Интернет вещи (IoT) представляют собой технологические сдвиги, которые открывают новые возможности для компьютерной поддержки принятия решений в бизнесе [16, 17, 18].

СППР широко используются в бизнесе для оптимизации процессов и повышения эффективности. Они помогают принимать обоснованные решения на основе данных и аналитики.

Системы поддержки принятия решений оказывают значительное влияние на бизнес-процессы, повышая их эффективность и оптимизируя ресурсы.

Согласно отчету Бюро статистики труда США, спрос на аналитическое и принятие решений увеличилось, с ожидаемыми темпами роста в 12% с 2020 по 2030 год. Эта тенденция отражает растущую зависимость от решений, основанных на данных в различных секторах, побуждая компании значительно инвестировать в технологии DSS.

Рынок DSS [19] продемонстрировал надежную траекторию роста, оцененную в миллиардах долларов в 2023 году. Северная Америка возглавила рынок со значительной доли в 40%, у Азиатское-Тихоокеанского региона 30%, у Европы 20%, наименьшие показатели у Латинской Америки и Ближнего Востока и Африка – по 5% каждый (рисунок 2) [19].

Рисунок 2 – Доля рынка СППР (составлено автором) [19]

Азиатско-Тихоокеанский регион является самым быстрорастущим регионом, поддерживаемым быстрым технологическим усыновлением, включая ИИ и аналитику больших данных, ожидается, что будет продолжаться в течение прогнозируемого периода.

Доля облачных и локальных систем представлена на рисунке 3 [19].

Рисунок 3 – Доля облачных и локальных систем (составлено автором) [19]

Доминирование облачных DSS связано с масштабируемостью и эффективностью затрат. Облачный подсегмент также стал самым быстрорастущим, вызванным снижением затрат на техническое обслуживание.

На рисунке 4 [19] представлены доли крупных и средних и малых предприятий на рынке СППР.

Рисунок 4 – Доля крупных и средних и малых предприятий на рынке СППР (составлено автором) [19]

Несмотря на малую часть рынка на текущий момент, ожидается, что SMB станут самым быстрорастущим сегментом, вызванным увеличением усилий по цифровым трансформации и доступными облачными решениями.

СППР позволяют моделировать различные сценарии развития событий, оценивать риски и прогнозировать результаты. Это особенно важно в условиях, когда неправильное решение может иметь критические последствия для бизнеса.

Автоматизация рутинных операций освобождает время для стратегической работы, позволяя принимать решения в условиях ограниченного времени. Это ускоряет процесс анализа данных и выбора оптимальных стратегий.

СППР помогают распределять ресурсы более рационально, определяя узкие места в бизнес-процессах и предлагая пути их устранения.

Наиболее распространённые из СППР – это ERP (Enterprise Resource Planning), CRM (Customer Relationship Management), BI (Business Intelligence) и SCM (Supply Chain Management) системы. Они обеспечивают структурированную обработку данных, автоматизацию операций и координацию функциональных блоков компании [3].

ERP-системы позволяют объединить все основные функции компании в рамках одной системы и обеспечить прозрачность процессов от начала до конца. CRM предназначены для автоматизации бизнес-процессов организации: взаимоотношений с клиентами, работы внутри компании, общения с заказчиками, оптимизации маркетинговых стратегий и статистической аналитики будущих продаж.

BI объединяет данные из различных источников информации, обрабатывает их и предоставляет удобный интерфейс для всестороннего изучения и визуального анализа полученной информации [18]. Самыми популярными BI инструментами долгое время являются Microsofr Power BI, QlikView, Qlik Sense, Tableu и Klipfolio. SCM служит основной глобальной торговли и коммерции и включает в себя планирование, координацию и выполнение действий, связанных с потоком товаров, услуг, информации и финансов между несколькими организациями, которые образуют сеть взаимосвязанных объектов.

Тем не менее эти решения обладают рядом ограничений: низкая адаптивность к изменениям, ограниченная гибкость в аналитике, отсутствие генеративных возможностей, высокий порог вхождения и зависимость от специалистов [20].

Проведем сравнительный анализ возможностей традиционных элементов управления. Результат представим на тепловой карте на рисунке 5.

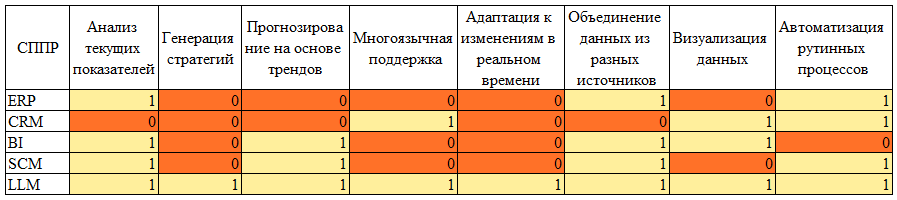


Рисунок 5 – Тепловая карта возможностей традиционных СППР (составлено автором) [20]

Современные исследования указывают на растущую долю компаний, стремящихся выйти за рамки традиционной аналитики [85]. Всё более востребованы инструменты, способные работать с неструктурированными данными, обучаться в процессе использования и активно предлагать решения. Одним из таких инструментов являются LLM-модели. Представим популярность инструментов СППР на рисунке 6.

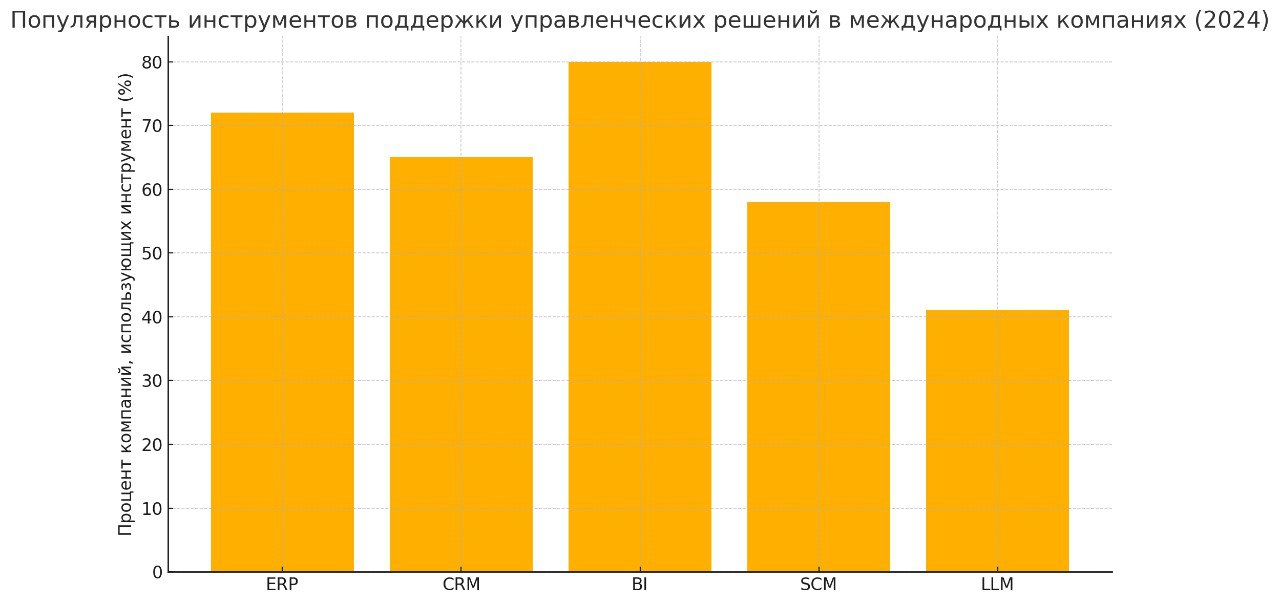


Рисунок 6 – Популярность инструментов поддержки управленческих решений в международных компаниях 2024 (составлено автором) [61]

Актуальность перехода от традиционных инструментов к гибким, интеллектуальным решениям становится всё более очевидной [21, 22]. Это особенно важно в международной бизнес-среде, где требуются многоязычность, адаптивность и высокая скорость реакции на изменения.

Большие языковые модели, или просто LLM, – это особый тип нейросетей, которые умеют работать с текстами: читать, понимать и даже писать. В основе этих моделей лежат трансформеры – такая штука, которая помогает обрабатывать большие объёмы информации и не терять нить смысла даже в длинных фразах. Поэтому LLM могут не просто распознавать слова, а реально «понимать» текст, как будто его читает человек.

Обучают эти модели на огромных массивах данных: книги, статьи, сайты, форумы – всё подряд. Во время этого процесса модель настраивает миллиарды параметров (иногда даже сотни миллиардов), чтобы научиться правильно предсказывать, что должно идти дальше в тексте. Благодаря такой настройке LLM стали очень крутым инструментом в сфере обработки естественного языка (NLP) [27]. Сейчас их используют практически везде: от школ и больниц до маркетинга, юриспруденции и управления. Их главная фишка – это гибкость: они подстраиваются под задачи и могут использоваться почти в любой сфере, где нужен текст.

По мнению исследователя Янга, хорошая языковая модель должна уметь четыре вещи. Первое – понимать текст и вытаскивать из него полезную инфу. Второе – генерировать такие тексты, которые звучат нормально, по-человечески. Третье – учитывать тему, с которой работает, чтобы не писать ерунду. И четвёртое – помогать в принятии решений, особенно там, где нужен быстрый и точный анализ.

Архитектура LLM устроена непросто. Внутри есть всякие слои: прямой связи, внедрения и, самое важное – внимания. Механизм внимания позволяет модели понять, какие слова важны, а какие нет, и выстроить между ними связи. Особенно круто работает механизм self-attention (внимание к самому себе), который помогает улавливать контекст и смысл даже в сложных и длинных предложениях.

Благодаря всем этим штукам LLM не просто запоминает шаблоны, а реально анализирует текст и выдает осмысленные, логичные ответы. На рисунке 7 можно посмотреть, как выглядит архитектура такой модели в упрощённом виде.

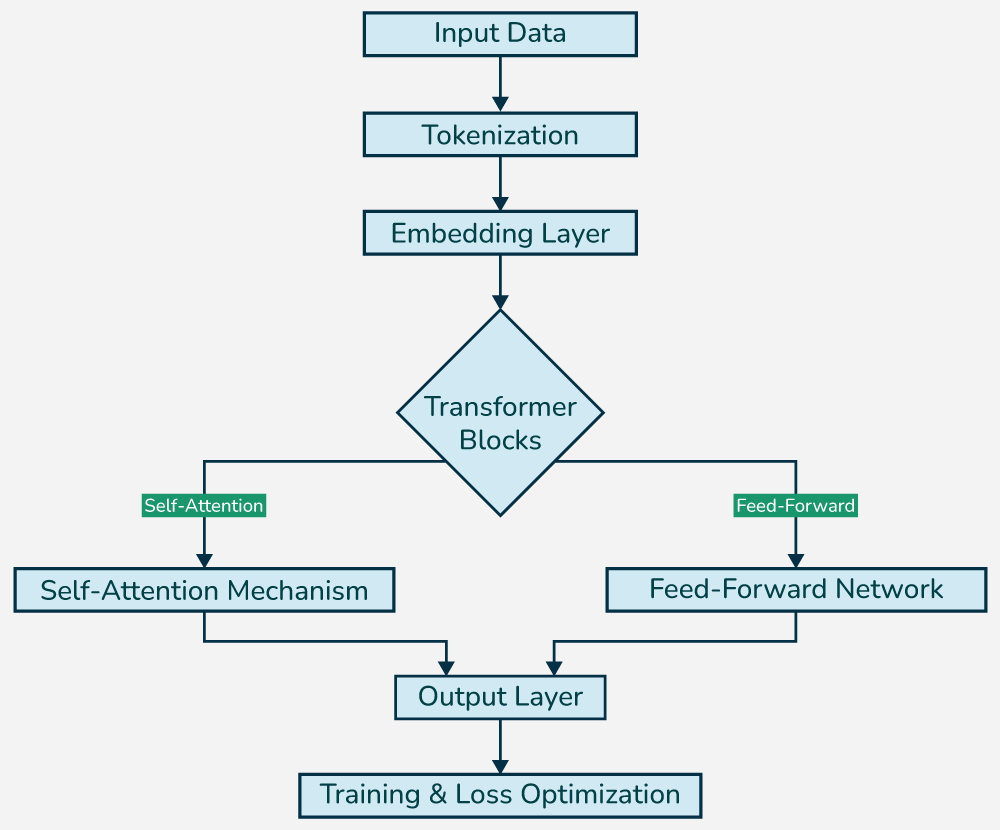


Рисунок 7 – Архитектура больших языковых моделей [25]

Трансформеры обрабатывают текст в несколько шагов [26]:

1. **Токенизация. Исходный текст разбивается на токены (слова, части слов или символы), которые потом переводятся в числовой формат, понятный модели.**
2. Вложения. Каждый токен преобразуется в числовой вектор, а также добавляется информация о позициях токенов в предложении.
3. Архитектура трансформера.

* Модель Само-внимание. Модель вычисляет, насколько каждое слово влияет на другие, используя векторы запросов, ключей и значений
* Модель Многоголовое влияние. Несколько "голов" внимания обнаруживают разные взаимосвязи.

1. Укладка слоев: Архитектура обычно предполагает наложение нескольких слоев трансформера друг на друга. Это позволяет модели изучать сложные иерархические представления данных
2. Выходной уровень: модель обучается прогнозировать следующий токен в последовательности на основе предыдущих токенов. Последний слой обычно представляет собой функцию softmax, которая преобразует выходные данные модели в распределение вероятностей по словарному запасу, позволяя ей выбрать наиболее вероятный следующий токен.

За последние годы крупные международные корпорации начали активно внедрять большие языковые модели (LLM) в процессы стратегического и оперативного управления. Причиной этого стали уникальные когнитивные способности LLM: обработка больших объёмов неструктурированных данных, генерация адаптивных сценариев, анализ рисков и выработка рекомендаций в условиях неопределённости. При этом наиболее эффективно эти инструменты работают в интеграции с существующими цифровыми экосистемами компаний, особенно в сочетании с BI-системами, ERP и CRM-платформами.

## Модели и подходы к принятию решений в международных компаниях

Управленческие решения представляют собой определенные действия, направленные на решение проблемы. Принятие решений является инструментом планирования для международных компаний [32].

Однако международные решения, принимаемые в транснациональных корпорациях, имеют следующие особенности:

* Большие масштабы решений;
* большое количество решений;
* принятые решения должны соответствовать требованиям национального(локального) законодательства;
* решения должны учитывать специфику национальных культур.

Все это обуславливает следующие особенности процесса принятия решений в компаниях [28]:

1. Большая длительность процесса принятия решений, связанная с большим количеством уровней руководства международной корпорацией. Это порождает сложную проблему централизации и децентрализации в принятии решений.
2. Использование более сложных методов принятия решений, основанных преимущественно на интуиции.
3. Для обеспечения высокого качества принятия международных решений необходимо более тщательное информационное обеспечение.
4. Специальная техника учета влияния международной среды на управленческие решения.

Ключевой проблемой принятия решений является необходимость учета влияния культурных особенностей той или иной страны. Нидерландский социолог Герт Хофстеде обратил внимание на то, что корпоративная культура организаций формируется не изолированно от окружающего контекста, она впитывает в себя особенности национальной культуры [35]. Соответственно, то, что дает отличный результат в одной стране, может быть бесполезным или даже вредным в другой.

Он провел исследование и выделил шесть измерений, которые характеризуют ту или иную культуру [36, 37]. Всего же его исследование охватило 50 стран, а позднее включило в себя еще большее число организаций по всему миру.

1. Дистанция власти. Она зависит от тех ожиданий, которые существуют у сотрудников. Если в культуре дистанция власти выражена слабо, то сотрудники проявляют больше инициативы и чаще участвуют в принятии решений. Если дистанция власти велика, то выстраивается четкая иерархия, и действия сотрудников в большей степени зависят от решений высшего руководства. В наименее развитых странах дистанция по большей части сильно выражена, однако в развитых ситуация уже не столь однозначна. Можно сказать, что чем севернее располагается страна и чем меньше ее население, тем вероятнее, что дистанция власти будет небольшой.
2. Индивидуализм. В индивидуалистских культурах люди в основном заботятся о собственных успехах и благосостоянии своей семьи. Индивидуализм ярко выражен в западных странах, прослеживается его связь с благосостоянием населения. Противоположность индивидуализму – коллективизм, когда люди стремятся к достижению общей цели и в большей мере зависят от мнения окружающих. Коллективизм характерен для многих стран Азии, Латинской Америки и Африки. Особенностью коллективистской культуры является стремление к «сохранению лица».
3. Мужественность. Это измерение определяет, как в обществе распределены гендерные роли. Если культура мужественная, то гендерные роли разграничены: одни профессии являются «мужскими», другие – «женскими», а в обществе ценятся целеустремленность, самоуверенность и настойчивость. Мужественность присуща таким странам, как США, Великобритания, Швейцария, Австрия, Ирландия, Германия и Италия. Здесь принято показывать свои достоинства и амбиции. В женственных культурах роли полов схожи, ценятся скромность и забота. Такие черты характеризуют скандинавские страны, Японию, Голландию и Францию.
4. Избегание неопределенности. Это измерение определяет готовность людей к неожиданным ситуациям. В ряде стран такие ситуации стараются хорошо проработать и закрепить законодательно каждый новый случай. Это связано с эмоциональностью и тревожностью населения и встречается в таких странах как Россия, США, Япония, а также страны Латинской Америки и ряд европейский стран.
5. Стратегическое мышление. Этот показатель описывает готовность и возможность людей ставить долгосрочные цели. В странах с высоким показателем нормой считается прилагать усилия и вкладывать большие инвестиции в будущие проекты. Такую черту можно встретить в Азиатских странах, таких как Япония, Китай и Южная Корея. Противоположной это считается ситуация, когда люди стремятся к быстрому результату «здесь и сейчас». Это характерно для западных стран, так как Канада, Уругвай, США. Хофстеде связывает данный аспект с религией: в странах Восточной Азии с политеистическими религиями господствует долгосрочная ориентация, в то время как христианские и мусульманские страны, где культивируется уважение к традиции, по большей части краткосрочно ориентированы.
6. Допущение, или Мера счастья. Это измерение показывает, могут ли люди той или иной культуры позволить себе получать удовольствие от жизни или же они должны сдерживать свои желания. В странах с высоким индексом допущения ценится свобода слова и стремление к счастью, именно оттуда к нам пришла концепция счастья сотрудников. В «сдержанных» странах поведение определяют социальные нормы. Высокий уровень допущения характерен для стран Северной и Южной Америки, Западной Европы и в ряде случаев для Африки. Сдержанность присуща Восточной Европе, Азии и мусульманским странам.

На рисунке 8 представлен индекс Хофстеде для России, США, Германии и Индии.

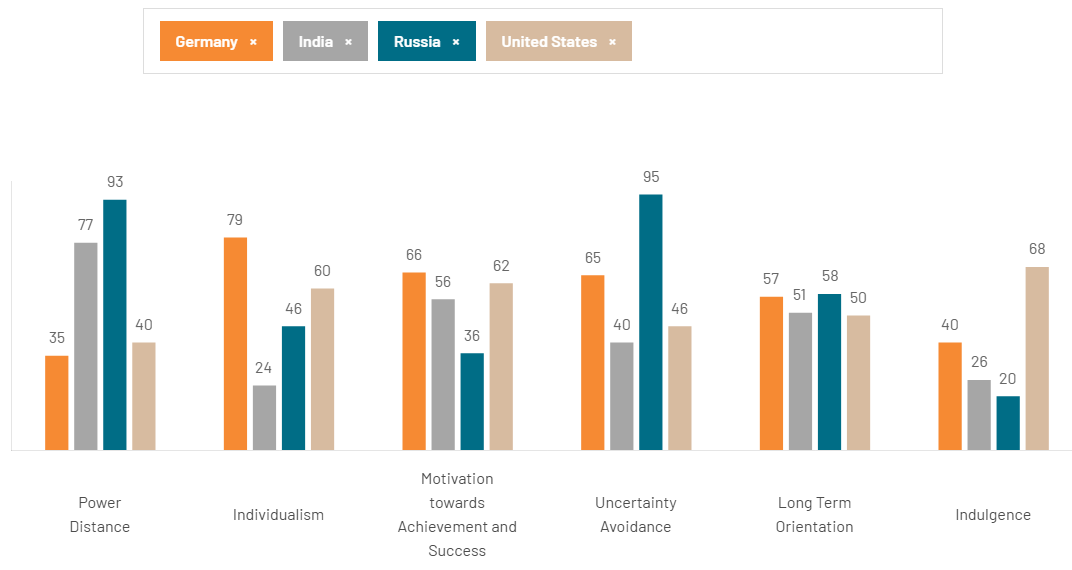


Рисунок 8 – Результат измерений Хофстеде [30]

Исследование Хофстеде помогает определить, в какой мере та или иная модель управления может применяться в определенной культуре. Даже в случае с классическими и самыми популярными теориями менеджмента стоит учитывать общественный контекст, в котором они создавались.

Основные модели принятия делятся на три типа, или три модели: классическую, административную и политическую. Рассмотрим каждую модель более подробно.

1. Классическая модель.

Согласно классической теории, управленческое решение должно соответствовать экономическим интересам организации. Все цели заранее определены и согласованы, проблемы формулируются конкретно и четко. Менеджер стремится к определенности и получению всей необходимой информации, просчитывая возможные варианты развития событий и прогнозирую последствия. Критерии оценки альтернатив известны и выбирается тот вариант, который несет наибольшую экономическую выгоду для организации [38]. Решения менеджера рациональны, логически, он расставляет приоритеты таким образом, чтобы его выбор наилучшим образом соответствовал достижению целей организации. Примером применения классической модели является создание SABER Group как системы контроля бронирования билетов авиакомпании American Airlines.

1. Административная модель.

Административная модель представляет собой процесс принятия решений в сложных и неопределенных ситуациях, когда необходимо принять решение без четкого количественного определения. В отличие от традиционной теории, где решения, обеспечивающие максимизацию прибыли, принимает один предприниматель, в административной модели участвует группа управляющих, чьи возможности ограничены недостатком информации, личными качествами и общественными связями. Ключевыми концепциями модели являются "ограниченная рациональность" – признание границ поведения людей во времени и объеме информации, и "удовлетворительность" – принятие решения, как только найдена альтернатива, удовлетворяющая минимальные потребности компании.  
Основополагающие представления административной модели включают неточно определенные цели, неполную информацию о проблеме и ограниченный поиск альтернативных вариантов [40]. Менеджеры стремятся к удовлетворительному, а не к максимально эффективному решению. Данная модель носит описательный характер и учит быстро принимать решения в неопределенных условиях. Административное принятие решений во многом основывается на интуиции менеджера, позволяющей быстро анализировать особенности ситуации и принимать решения на основе прошлого опыта.

1. Политическая модель.

Политическая модель принятия решений представляет собой сочетание элементов административной и классической моделей, применяясь для принятия непрограммируемых решений в условиях неопределенности, ограниченности информации и разногласий о целях. В этой ситуации, для решения сложных организационных вопросов, менеджеры формируют "коалиции" – неформальные альянсы между разделяющими определенные цели руководителями [39]. Каждый менеджер может предложить, как, по его мнению, лучше принять решение.

Политическая модель даёт шанс каждому менеджеру сказать своё мнение и предложить, как лучше поступить. Это вроде как честно, потому что учитываются интересы разных людей и отделов. Но такая система часто тормозит процесс – пока все договорятся, можно кучу времени потратить.

А в международных компаниях всё ещё сложнее. Там надо думать не только о внутренней кухне, но и о том, как всё устроено в других странах – законы, культура, всё это влияет. Поэтому в разных ситуациях используют разные модели: где-то больше подходит классическая, где-то административная, а где-то – политическая. Всё зависит от условий.

Приведем основные характеристики моделей принятия решений в таблице 1 [38, 39, 40].

Таблица 1 – Основные характеристики моделей принятия решений (составлено автором) [38, 39, 40]

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Характеристика | Классическая модель | Административная модель | Политическая модель |
| Цели | Четко определены, соответствуют экономическим интересам | Неточно определены | Разногласия о целях |
| Информация | Полная, стремление к определенности | Неполная, неопределенная | Ограниченная, неопределенная |
| Процесс принятия решений | Рациональный, на основе экономического анализа | Ограниченная рациональность, удовлетворительность, интуиция | Переговоры, дебаты, формирование коалиций |
| Роль менеджера | Центральная, рациональный выбор | Группа управляющих, ограниченные возможности | Формирование коалиций, общение, обмен мнениями |
| Преимущества | Максимальная экономическая выгода | Быстрое принятие решений в неопределенных условиях | Учет различных интересов и целей, принятие более справедливых решений |
| Недостатки | Зависимость от полноты информации | Удовлетворительность вместо оптимальности | Длительный процесс, требующий значительных временных затрат на поиск общего решения |

Одной из ключевых проблем в принятии международных управленческих решений является необходимость адаптации к различным культурам и контекстам. Универсальные подходы могут оказаться неэффективными, поэтому требуется гибкость и учет местных особенностей. Выбор модели принятия решений зависит от конкретной ситуации, доступной информации и культурного контекста. Каждая модель имеет свои преимущества и недостатки [33].

В заключение, разработка управленческих решений в современной международной бизнес-среде требует активного внедрения инновационных инструментов. Эти инструменты, основанные на анализе больших данных, искусственном интеллекте и поведенческой экономике, позволяют учитывать культурные особенности, динамично адаптироваться к изменениям внешней среды и повышать качество принимаемых решений.

## Принципы применения LLM в управлении: возможности, вызовы и этические аспекты

Способность LLM понимать и генерировать текст на основе контекста позволяет создавать связные и релевантные ответы по различным темам. Более того, это позволяет упростить ИИ-архитектуру, полагаясь на одну модель в массе сценариев использования, и избегая необходимости разворачивать несколько моделей [29].

Глубокое понимание языка. Из-за широты и разнообразия обучающих данных такие модели «чувствуют язык», структуру текста и общий контекст. Это помогает им решать сложные языковые задачи.

Генеративные возможности. LLM превосходно справляются с созданием креативного контента, такого как рассказы, стихи или компьютерный код.

Возможности дообучения. LLM могут быть дообучены для выполнения конкретных задач или работы в определенных доменах, предлагая адаптированные ответы, которые могут быть более точными или специфичными для домена, что полезно для специализированных приложений [43].

Большие языковые модели могут эффективно использоваться в самых различных областях. В бизнесе таким моделям перераспределяют автоматизацию рутинных задач, персонализацию обслуживания, разработку новых продуктов и услуг и аналитику данных [44]. В сфере образования с помощью больших языковых моделей автоматизируют рутинные задачи, такие как проверку работ и предоставление обратной связи по ним, генерируют образовательный контент, помогают изучать иностранные языки, позволяют выстроить как общие, так и индивидуальные планы обучения.

Помимо преимуществ, LLM также имеют ряд ограничений. Они могут испытывать трудности с пониманием контекста и нюансов языка, что приводит к ошибкам и неправильным ответам. Зависимость от данных, на которых они обучаются, может содержать предвзятость и ошибки, влияя на результаты их работы. Проблемы с конфиденциальностью возникают из-за обработки чувствительной информации, что создает риски для защиты данных. Также существует возможность злоупотребления LLM для распространения дезинформации и манипуляции мнением [47].

Исходя из этого можно выделить три ситуации в процессах риска при использовании языковых моделей (LLM) в управленческих решениях (рисунок 9)



Рисунок 9 – Риски при использовании LLM в управленческих решениях (составлено автором)

Каждая из представленных ситуаций имеет ряд своих последствий, которые могут привести к рискам, если не будут приняты дополнительные меры. К самым распространенным ситуациям можно отнести то, что модель не учитывает изменения в бизнес-среде и ориентируется только на исторические данные, что модель предвзято относится к определённым группам сотрудников или задач, или что решения, выдаваемые LLM, являются непрозрачными и менеджеры не имеют возможности грамотно определить, насколько полученное решение является эффективным и корректным [45].

Раскроем подробнее риск, связанный с этическими нормами. Выделяют следующие этические проблемы, возникающие при использовании технологий искусственного интеллекта. Этические проблемы с системами искусственного интеллекта как объектами, то есть инструментами, созданными и используемыми людьми (конфиденциальность, непрозрачность, предвзятость). Этические проблемы с системами искусственного интеллекта в качестве субъектов, то есть этика самих систем ИИ (искусственная мораль, машинная этика). Проблема возможного будущего сверхразума искусственного интеллекта, ведущего к «технологической сингулярности», то есть моменту, когда развитие искусственного интеллекта станет неуправляемым и необратимым.

В таблице 2, рассмотрим последствия и риски, к которым могут привести представленные ситуации.

Таблица 2 – Последствия ситуаций при использовании LLM-моделей в управленческих решениях (составлено автором) [44-47]

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Ситуации | Последствия | Описание последствий | Риски |
| Ошибки в интерпретации данных | Неверная оценка рынка | Ошибки в интерпретации данных приводят к тому, что компания неправильно оценивает текущую рыночную ситуацию. Руководство принимает решения, основываясь на недостоверной информации, что снижает эффективность управления бизнесом. | Потенциальное уменьшение конкурентоспособности. Неправильная стратегия и инвестиционные решения могут привести к снижению значимости компании на рынке. |
| Неоптимальные стратегические решения | Из-за неверной оценки рынка компания выбирает стратегии, которые оказываются менее выгодными или убыточными. Это может включать инвестиции в неперспективные проекты, отказ от потенциально успешных инициатив. |

Продолжение таблица 2

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Ситуации | Последствия | Описание последствий | Риски |
| Предвзятость модели | Компания отсеивает подходящих кандидатов из определенных групп | Из-за предвзятости модели компания начинает отсеивать подходящих кандидатов, принадлежащих к определенным группам, даже если они обладают необходимыми навыками и квалификацией. В результате подбор персонала становится менее эффективным.. | Нарушение этических норм, ухудшение имиджа компании, судебное разбирательство и репутационные потери. |
| Среди сотрудников возникает недовольство и снижение мотивации | Со временем, когда предвзятый отбор станет заметен сотрудникам компании, среди них может возникнуть недовольство и снижение мотивации. |
| Недостаток объяснимости решений | Руководители сомневаются в рекомендациях модели | Отсутствие прозрачности в принятии решений приводит к тому, что руководители начинают сомневаться в рекомендациях модели. Они теряют уверенность в правильности разработанных стратегий, особенно при выходе на новые рынки, где риски высоки. | Возрастает риск упущенной выгоды, так как потенциальные возможности могут остаться неиспользованными из-за недостаточной уверенности в рекомендациях модели. |
| Управленцы игнорируют модель и принимают интуитивные решения | Из-за сомнений и неуверенности менеджеры могут начать игнорировать рекомендации модели. Это увеличивает вероятность ошибок и снижает эффективность управленческих решений. |

Рассмотрим каждый из рисков [41, 46], которые могут возникнуть, а также рассмотрим меры, которые позволят минимизировать их.

Один из рисков при внедрении LLM – это потеря конкурентных позиций, если система даёт сбои или работает неточно. Чтобы этого не случилось, нужно сначала проверить все источники данных: они должны быть свежими и надёжными. Важно также убрать дубликаты, ошибки и странные значения, чтобы модель не выдавала ерунду.

Перед запуском LLM стоит погонять её на разных типах данных, в том числе на тех, что похожи на реальные рабочие случаи. Это покажет, как она поведёт себя вживую.

Решения лучше принимать не только по тому, что скажет модель, но и с учётом мнения людей – так будет надёжнее. Ну и сотрудники тоже должны понимать, с чем они работают, так что им надо объяснить, как устроен ИИ, что он может, а где может и налажать.

Если неправильно использовать LLM, можно легко нарваться на серьёзные проблемы – испорченная репутация, жалобы, суды, и вообще куча головной боли. Такие случаи уже были, поэтому к этим штукам надо подходить осторожно. Все, кто разрабатывает или применяет LLM, должны придерживаться нормальных, понятных этических правил, чтобы потом не разгребать последствия.

Лучше сразу использовать те модели, которые могут хоть как-то объяснить, как они к выводу пришли. Если решение непонятное и нельзя его нормально обосновать, это только больше вопросов вызывает. Понятность – это почти половина успеха.

Периодически стоит проверять, как в компании вообще используют ИИ. Лучше не ограничиваться внутренними проверками, а звать и независимых экспертов – они заметят то, что изнутри уже не видно.

Ну и конечно, должны быть чёткие внутренние правила: как с LLM работать, что можно, что нельзя, и чтобы это не шло вразрез с законами. Без этого всё быстро может пойти не туда.

Риск упущенной выгоды возникает, когда нет быстрой реакции на проблемы. Чтобы этого избежать, нужна своевременная обратная связь и понятные метрики. Они помогут отслеживать, как идут дела на каждом этапе, и вовремя менять подход, если что-то идёт не так или не даёт нужного результата.

LLM-модели стали сильным инструментом в управлении, позволяя быстрее и точнее принимать решения [48]. Но, как и у любой технологии, у них есть свои слабые места, которые нельзя игнорировать. Среди основных рисков – предвзятость в выводах, сложность объяснения решений, возможные нарушения этических норм, утечка или неправильное использование данных, а также юридические проблемы. Чтобы внедрение прошло успешно, эти риски нужно заранее продумать и выстроить механизмы для их снижения.

Современные СППР помогают компаниям использовать данные с толком и налаживать процессы, особенно когда дело касается работы на международном уровне. Один из ключевых моментов – это связка с новыми технологиями, такими как IoT и искусственный интеллект. LLM делают эти системы ещё сильнее: они справляются с текстами, вытаскивают из них смысл, выдают полезные рекомендации и помогают понять риски, даже когда всё вокруг нестабильно. При использовании LLM важно не забывать, что в разных странах люди по-разному принимают решения, и это надо учитывать. Ещё алгоритмы должны быть понятными и честными – чтобы не было перекосов и несправедливых выводов. Только если совместить технологии с реальным пониманием культур и контекста, можно по-настоящему раскрыть потенциал моделей и добиться успеха на мировой арене.

Анализ международного опыта внедрения больших языковых моделей выявляет их значительный потенциал для трансформации управленческих решений. Отмечается, что эффективность использования LLM варьируется в зависимости от типа решаемых задач, отраслевой специфики и уровня технологической готовности стран. Несмотря на существенные преимущества, такие как повышение оперативности и точности прогнозов, необходимо учитывать и возникающие риски, связанные с безопасностью данных.

# Анализ потенциала LLM для трансформации управленческих решений в международном бизнесе

## Международный опыт использования LLM в управленческих решениях

За последние годы крупные международные корпорации начали активно внедрять большие языковые модели (LLM) в процессы стратегического и оперативного управления. Причиной этого стали уникальные когнитивные способности LLM: обработка больших объёмов неструктурированных данных, генерация адаптивных сценариев, анализ рисков и выработка рекомендаций в условиях неопределённости [49]. При этом наиболее эффективно эти инструменты работают в интеграции с существующими цифровыми экосистемами компаний, особенно в сочетании с BI-системами, ERP и CRM-платформами. В данном разделе представлен анализ передового международного опыта, включая реализацию фреймворков DeLLMa, LTU и архитектур с участием AI-агентов и Human-in-the-Loop.

Первым будет рассмотрен кейс компании Amazon: Применение DeLLMa и LLM для оптимизации цепочек поставок. Компания внедрила архитектуру DeLLMa (Decision-enhancing LLM Architecture) в отдел логистики для адаптивного управления глобальными поставками [51]. В систему были интегрированы ERP (SAP), BI-платформы, погодные API, данные о границах, новостные ленты и биржевые сводки. Использование LLM обусловлено неструктурированной информацией, а также многофакторным и неопределенным характером задачи.

Архитектура DeLLMa представляет собой многоуровневую систему, ориентированную на анализ и управление глобальными логистическими потоками [50]. Она представляет собой интеграцию с ERP-системами и внешним источниками, очистку, нормализацию и агрегацию данных о поставках, отгрузках, сроках, региональных колебаниях спроса, адаптированную модель LLM под внутренние данные Amazon, использование подходов Multi-Simulation и Decision Trees [52] для построения набора возможных логистических решений, каждый из которых оценивается по критериям риска, издержек и устойчивости.

Пилотный запуск DeLLMa с LLM в департаменте логистики Amazon дал следующие результаты, которые будут представлены в таблице.

Таблицы 3 – Результаты использования LLM (составлено автором) [51]

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Метрика | До внедрения LLM | После внедрения LLM | Динамика |
| Время на планирование маршрутов | 8 часов | 5 часов | –38% |
| Точность прогноза спроса | 78% | 91% | 17% |
| Избыточные запасы | $120 млн | $105 млн | –12.5% |
| Влияние на итоговые издержки | – | –$15 млн в год | – |

Произошло снижение времени на стратегическое планирование логистических маршрутов, повышение точности прогнозов спроса, снижение избыточных складских запасов, экономия на логистических издержках. Визуализируем основные изменения на рисунке 10.

Рисунок 10 – Результаты пилотного запуска DeLLMa (составлено автором) [51]

Внедрение DeLLMa и LLM в цепочки поставок даёт мощный эффект при высокой изменчивости спроса и масштабируемых логистических операциях. LLM заменили несколько уровней ручного анализа и повысили скорость принятия решений.

Далее рассмотрим кейс компании Unilever: Адаптивные маркетинговые стратегии на основе LLM и фреймворка LTU.

Unilever разработала и внедрила архитектуру LTU (Language-Tailored Utility) – концепцию применения LLM для адаптивного формирования маркетинговых стратегий, локализованных под конкретные языковые, культурные и поведенческие кластеры [53].

Фреймворк LTU (Listen, Think, and Understand) опирается на интеграцию LLM в маркетинговые цепочки – от анализа пользовательского поведения до генерации персонализированного контента – в реальном времени [54]. Это первый мультимодальный Lms, который фокусируется на общем понимании звука, является самым большим и разнообразным набором данных для аудио-ответов на вопросы на сегодняшний день.

Использование LLM позволило полностью или частично автоматизировать следующие задачи:

* перевод и адаптация текста с учётом культурных ассоциаций, особенностей языка, эмоционального окраса;
* генерация креативных идей;
* анализ пользовательских реакций с учетом эмоций, стилевых приемов, культурных особенностей;
* оптимизация на основе результатов тестов, подбор наиболее эффективной тематики.

В рамках пилотной программы в странах Латинской Америки и Азии (всего 7 рынков, включая Бразилию, Мексику, Индию) были достигнуты следующие результаты, которые отразим в таблицы.

Таблица 4 – Результаты использования LLM (составлено автором) [53]

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Метрика | До внедрения LLM | После внедрения LLM | Динамика |
| Время подготовки кампании (дней) | 14 | 2 | –86% |
| CTR (кликабельность объявлений) | 4.8% | 5.9% | 23% |
| ROI маркетинга | 2.0 | 2.3 | 15% |
| Engagement Rate (вовлеченность) | 7.5% | 8.9% | 18% |

Время на подготовку кампаний сокращено, повысился средний по сравнению с контрольной группой, произошел рост ROI маркетинговых кампаний, произошло повышение вовлеченности пользователей. Визуализируем основные изменения на рисунке 11.

Рисунок 11 – Результаты использования LLM (составлено автором) [53]

Внедрение фреймворка LTU на базе LLM в Unilever привело к снижению временных и творческих издержек, росту эффективности маркетинга без увеличения штата, повышению культурной релевантности бренда на глобальных рынках, масштабируемости решений без задач, выполняемых вручную.

Unilever продемонстрировала, что использование LLM позволяет преодолеть традиционные границы между централизованным управлением и локальной чувствительностью бренда – за счёт гибкости и интеллектуальной адаптивности моделей нового поколения.

Рассмотрим кейс компании Siemens: Применение LLM-агентов и HITL в управлении промышленными проектами.

Компания Siemens стала одной из первых в интеграции LLM-ассистентов в свои внутренние инструменты управления проектами, в частности в систему ProjectNet, работающую в связке с Jira, SAP, Teams и Outlook [55].

ИИ-агенты на базе LLM становятся все более востребованными из-за увеличения нагрузки на проектных менеджеров, сложности управляемых проектов и необходимости оперативного реагирования на сбои и риски [58]. Концепция Human-in-the-Loop (HITL) используется для сохранения надёжности и управляемости решений при высокой степени автоматизации. Инфраструктура ИИ-помощника построена по модульному принципу [56]:

1) Сбор данных из проектных систем. Интеграция с Jira, SAP, Confluence, email и календарями для извлечения данных о задачах, ресурсах, коммуникациях и сроках.

2) Модуль предварительной классификации. Автоматическая категоризация событий: задержки, риски, неактуальные зависимости, дублирование задач.

3) Ядро LLM-агента. Генерация отчётов о статусе проектов, выявление узких мест, формирование рекомендаций (перераспределение задач, уведомления, запросы на эскалацию).

4) Human-in-the-Loop. Финальное решение принимается менеджером, но LLM обосновывает предложение и визуализирует риски. Диалог осуществляется через интерфейс Teams или Project Dashboard.

5) Цикл непрерывного обучения. Поведение пользователя используется как обратная связь для адаптации ответов LLM.

Основными задачами ИИ-ассистента стали прогнозирования отклонений то плана, интеграция коммуникаций, анализ деловой переписки, выявление критических отклонений до того, как они проявятся в результатах, пояснение логики предложенных действий и генерация слайдов для статус-встреч [57].

Результаты в рамках пилотного внедрения в департаменте автоматизации производств (2022–2023) отражены в таблице 5.

Таблица 5 – Результаты использования LLM (составлено автором) [55]

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Метрика | До внедрения LLM | После внедрения LLM | Динамика |
| Отклонения от сроков (в среднем) | 43 задачи/квартал | 35 задач/квартал | –19% |
| Подготовка проектного отчёта | 8 часов | 3 часа | –62% |
| Ручная аналитика (время/мес) | 24 ч | 14.4 ч | –40% |
| Экономия рабочего времени | – | +400ч/год | – |

Снизились отклонения от графика выполнения задач, сократилось время на подготовку отчётности, снизилась потребность в ручной аналитике, удалось достичь экономии времени менеджеров. Визуализируем основные изменения на рисунке 12.

Рисунок 12 – Результаты использования LLM (составлено автором) [55]

Интеграция LLM в проектное управление Siemens продемонстрировала увеличение точности прогнозов, раннее выявление рисков, повышение прозрачности проектных решений, экономии времени при подготовке отчетности.

Последним рассмотрим кейс Deloitte: Внедрение AI-ассистентов в консалтинге.

Deloitte – один из лидеров в сфере консалтинга и профессиональных услуг – реализовал масштабную программу внедрения LLM-ассистентов в отделениях бизнес-аналитики и стратегического консалтинга. Основной задачей проекта стало повышение производительности сотрудников при сохранении высокого качества анализа, предлагаемого клиентам. Каждый консультант получил LLM-ассистента, подключённого к базе кейсов, отраслевым отчётам и шаблонам. Ассистенты генерировали гипотезы, презентации, модели SWOT, PESTEL, VRIO и помогали в реальном времени на встречах. Модель LLM дополнена механизмами валидации гипотез и генерации презентаций.

LLM обрабатывали входные данные от клиентов, генерировали стратегические гипотезы и сценарии развития событий, готовили черновики слайдов, таблиц, аналитических отчетов и моделей анализа. Они выявляли риски в предложенных стратегиях и решениях, а также сопровождали на встречах с клиентами, проводя анализ в режиме реального времени [59].

Согласно внутреннему исследованию Deloitte и публикациям в Harvard Business Review (2024) произошел ряд изменений, которые отражены в таблице 6.

Таблица 6 – Результаты использования LLM (составлено автором) [59]

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Метрика | До внедрения LLM | После внедрения LLM | Динамика |
| Проектов на аналитика (в мес.) | 3.2 | 4.1 | 0,28 |
| Время на подготовку (дни) | 5 | 2.9 | -42% |
| Удовлетворённость клиентов | 7.9/10 | 9.1/10 | 15% |

Повысилась продуктивность бизнес-аналитиков, сократилось время подготовки презентаций, повысилось качество клиентских решений (по оценке клиентов). Визуализируем основные изменения на рисунке 13.

Рисунок 13 – Результаты использования LLM (составлено автором) [59]

Анализ практик внедрения LLM-моделей в международных компаниях показал, что современные языковые модели обладают высоким потенциалом трансформации управленческих процессов.

Международная практика внедрения инновационных решений демонстрирует повышение эффективности в уже существующих процессов, а также позволяют адаптировать управленческие задачи под особенности международного бизнеса. Также, использование больших моделей позволяет работать с неструктурированные данными, такими как новости, медиа, отзывы клиентов и сотрудников.

Несмотря на существенные преимущества, включая ускорение принятия решений и повышение точности прогнозов, необходимо учитывать возникающие риски, такие как угрозы безопасности данных и потенциальные ошибки, связанные с галлюцинациями моделей, что требует осторожного подхода к их внедрению и постоянного совершенствования механизмов контроля и валидации.

## Типология управленческих задач, эффективно решаемых с помощью LLM

Прежде чем внедрять LLM в различные бизнес-процессы, необходимо определить, каким задачам это позволит повысить эффективность. Один из главных критериев определения этого – классификация задач. Для достижения максимальной эффективности и экономической целесообразности необходимо тщательно проанализировать, какие процессы легко автоматизировать, какие нужно усилить с помощью ИИ, а какие следует оставить в компетенции людей.

Задачи, решаемые с помощью LLM, можно разделить на три категории в зависимости от сложности и степени автоматизации [60]:

* структурированные задачи;
* частично структурированные задачи;
* не структурированные задачи.

Для структурированных задач можно задать алгоритм решения, у них известны входные и выходные параметры. Подобные задачи персоналу приходится решать многократно, они носят рутинный характер.

По данным отчёта McKinsey, современные генеративные ИИ и другие технологии обладают потенциалом для автоматизации рабочих процессов, которые сегодня поглощают от 60 до 70 процентов времени сотрудников. Ранее компания подсчитывала, что технология обладает потенциалом для автоматизации половины рабочего времени сотрудников [61]. Ускорение потенциала автоматизации во многом обусловлено возросшей способностью генеративного ИИ понимать естественный язык, который необходим для рабочих процессов, составляющих 25 процентов от общего рабочего времени.

К структурированным задача можно отнести создание и внедрение чат-ботов, которые эффективно обрабатывают базовые запросы клиентов, предоставляя необходимую информацию. Также, проводя анализ часто задаваемых вопросов и типичных разговоров, чат-боты учатся понимать распространенные запросы клиентов и давать соответствующие ответы. Такая автоматизация позволяет сотрудникам службы поддержки клиентов сосредоточиться на более сложных вопросах. Способность LLM понимать естественный язык обеспечивает плавное взаимодействие и быстрое решение вопросов, что привело к 20%-ному снижению объема колл-центра для Delta [64].

В частично структурированных задачах известна лишь часть их элементов и связей между ними. Такие задачи в международном бизнесе связаны с обработкой больших объёмов данных, построения прогнозов и анализа трендов. Результат, предоставляемых инструментами LLM, представляет интерпретацию данных, выявления закономерностей и оценки рисков, а также формирования рекомендаций на основе анализа данных. LLM могут играть ключевую роль в улучшении аналитической работы, улучшая точность и скорость анализа данных [63].

Для неструктурированных задач создания математического описания и разработки алгоритма связано сопряжено с большими трудностями. Управленческие решения в большинстве таких задач принимается человеком и трудно автоматизируется. Основными ресурсами в таких случаях выступают опыт, интуиция и креативность, которые на данный момент невозможно эффективно автоматизировать и перераспределить инструментам искусственного интеллекта.

LLM не только автоматизируют задачи, но и существенно влияют на качество решений, ускоряя их принятие и предоставляя новые возможности для анализа данных. В отличие от традиционных СППР, LLM могут работать с неструктурированными данными, такими как текст и изображения, и генерировать новые идеи и сценарии [62].

Технологии LLM позволяют проводить более качественный анализ новых рынков, разработку новых продуктов, учет рисков. Однако, принятие управленческих решений не представляется возможным полностью делегировать современным цифровым инструментам. Все конечные выборы оптимальных решений и направлений развития остаются только на менеджерах компаний. В таблице 7 представлено описание каждого типа задач.

Таблица 7 – Типология задач (составлено автором) [60, 62, 63]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Тип задачи | Пример задачи | Описание |
| Структурированные | Обработка запросов клиентов | Автоматизация поддержки клиентов и снижение времени ответа с помощью LLM-ассистентов |
| Генерация отчетности по продажам | Автоматическое составление регулярных отчётов о продажах, запасах, выручке |
| Классификация входящих писем | Обработка и маршрутизация писем в нужные департаменты компании |
| Автоматическое заполнение форм | Упрощение рутинных операций сотрудников через LLM-заполнение шаблонов документов |
| Мониторинг SLA и уведомления | Слежение за нарушениями SLA, автоматическое уведомление ответственных лиц |
| Частично структурированные | Прогнозирование спроса | Использование исторических данных и внешних факторов для предсказания потребительской активности |
| Анализ конкурентной среды | Сравнение стратегий конкурентов на рынке и генерация аналитических отчётов |
| Анализ отзывов клиентов | Извлечение инсайтов из отзывов и оценок клиентов на различных платформах |

Продолжение таблицы 7

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Тип задачи | Пример задачи | Описание |
| Не структурированные | Оценка инвестиционных рисков | Анализ рыночных, политических и макроэкономических факторов при планировании инвестиций |
| Анализ сценариев выхода на новые рынки | Оценка регионов по потенциалу, регуляторным барьерам и культурной совместимости |
| Формирование стратегий диверсификации | Разработка направлений для уменьшения зависимости от ключевых рынков или продуктов |
| Оценка сделок M&A | Стратегический и финансовый анализ потенциальных партнёров по слиянию и поглощению |
| Разработка планов трансформации компании | Подготовка к цифровой трансформации, перестройке оргструктуры, изменению бизнес-моделей |

Структурированные задачи характеризуются эффективной автоматизацией рутинных процессов при использовании LLM. Это обработка запросов, составление отчётов, перевод документов и другие повторяющиеся задачи [65]. У них самая высокая применимость LLM, то есть процент задач, решаемых с помощью инструментов искусственного интеллекта, она составляет около 80-90%.

Применимость LLM в частично структурированных задачах не такая высокая и составляет около 60-70%. Модели сосредоточены на прогнозировании, анализе и оценке рисков и возможностей.

Не структурированные задачи имеют самое малое значение показателя применимости LLM, всего 40-50%. LLM могут поддерживать стратегическое планирование, предоставляя сценарные анализы и рекомендации на основе данных. Согласно отчёту McKinsey, 94% руководителей считают, что ИИ будет способствовать успеху их бизнеса в будущем. Отобразим результаты применимости LLM для разных задач на рисунке 14.

Рисунок 14 – Результат применимости LLM для разных типов задач (составлено автором) [61, 65]

LLM могут решать как структурированные или частично структурированные задачи, так и не структурированные. Структурированные задачи наиболее склонные к полной автоматизации, частично структурированные нуждаются в хорошем анализе и участии сотрудников, а не структурированным необходимо достаточно весомое участие менеджеров. В неструктурированных задачах роль LLM сведена к консультационным функциям или к ассистирующим, они выполняют мелкие рутинные задачи, на которые менеджер не считает целесообразным тратить большое количество своего времени.

Все инновационные инструменты, которые были нами рассмотрены, открывают новые возможности для автоматизации рутинных задач, анализа больших данных, планирования и прогнозирования. Но несмотря на потенциал использования LLM для различных процессов, есть ряд неструктурированных задач, решение которых на данном этапе не представляется без участия менеджеров.

## Методика оценки эффективности внедрения LLM-моделей

Традиционные системы поддержки принятия решений часто базируются на фиксированных алгоритмах, не всегда учитывающих внешний контекст, креативность и стратегические изменения. LLM, с другой стороны, предлагают новый уровень гибкости, обработки неструктурированных данных и адаптации к меняющимся условиям.

Для того чтобы оценить экономическую целесообразность внедрения LLM, важно разработать чёткую методику, которая позволит количественно измерить добавленную стоимость и её влияние на ключевые операционные и стратегические метрики.

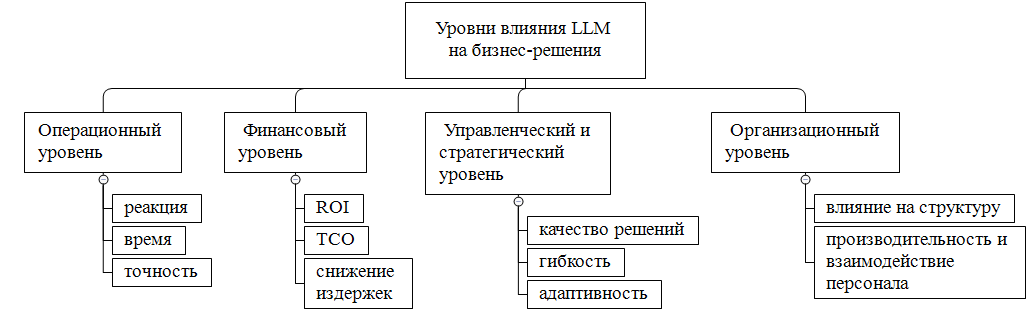
Рассмотрим существующие подходы оценки эффективности внедрения LLM-моделей [66, 67].

AI ROI – это измерение финансовых и операционных выгод, которые организация получает от инвестиций в решения на основе искусственного интеллекта (ИИ) по сравнению с понесенными затратами. Эта метрика помогает компаниям оценить, обеспечивает ли внедрение ИИ реальную ценность. В отличие от традиционной рентабельности инвестиций, которая в первую очередь ориентирована на прямое получение дохода, рентабельность инвестиций в ИИ также учитывает повышение производительности, эффективности, качества обслуживания клиентов и снижение рисков. Рассчитывается как от дохода от внедрения LLM отнять затраты на внедрение и поделить все на затраты на внедрение. ROI измеряется в процентах, где значение больше ста говорят о целесообразности внедрения технологий.

Value-Based Management – концепция управления, направленная на качественное улучшение стратегических и оперативных решений на всех уровнях организации за счет концентрации усилий всех лиц, принимающих решения, на ключевых факторах стоимости. Из всего множества альтернативных целевых функций в рамках концепции VBM выбирается максимизация стоимости компании. Стоимость же компании определяется ее дисконтированными будущими денежными потоками, и новая стоимость создается лишь тогда, когда компании получают такую отдачу от инвестированного капитала, которая превышает затраты на привлечение капитала.

Оценка влияния LLM на бизнес-решения в международной компании требует многоуровневого подхода [68], поскольку LLM могут воздействовать на различные аспекты деятельности компании, начиная от операционной эффективности и заканчивая организационными изменениями.

Для оценки влияния LLM на бизнес-решения в международной компании необходимо учитывать многоуровневую структуру воздействия (рисунок 15).

Рисунок 15 – Многоуровневая структура воздействия [68]

Большинство современных подходов оценивают показатель только одного из уровней. Однако при внедрении LLM даже в один процесс, который напрямую связан с конкретный уровнем или даже с конкретным показателем, нельзя оценивать только его. Процессы компании связаны друг с другом и при изменении оной части, меняется и все остальное и не всегда это изменение в лучшую сторону.

Достаточно часто происходят ситуации, когда внедрение новых инструментов, оптимизация старых процессов ломает и делает менее эффективными множество других процессов, которые ранее прошли тестирование и в них не было выявлено никаких оибок.

В таблице 15 приведем ряд показателей, по которым будем эффективность внедрения LLM:

Таблица 15 – Показатели для определения эффективности внедрения LLM (составлено автором)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Критерий | Метрики | Описание |
| Скорость | ΔT (время выполнения задачи) | Снижение времени на реализацию управленческой задачи |
| Точность | Accuracy / Confidence Ratio | Повышение достоверности прогноза или решения |
| Экономическая выгода | ROI, NPV, IRR | Прямой финансовый эффект от внедрения LLM |
| Влияние на продуктивность | ΔKPI персонала / Time saved | Повышение производительности персонала благодаря LLM |
| Добавленная стоимость | EVA / ΔEBIT / ΔRevenue | Прирост создаваемой ценности после внедрения |
| Уровень автономности | % задач, выполняемых без участия человека | Показатель автоматизации и снижения зависимости от человека |
| Устойчивость решений | Consistency under uncertainty | Надёжность решений в условиях |

Данные показатели будет использовать для формулы интегральной оценки, которая позволит вычислять эффективность использования LLM. Формула (1) оценки интегральной эффективности LLM:

LLM\_VCF = w1\*+w2\*ALLM+w3\*ROILLM+w4\*+w5\*, (1)

где

wi – весовые коэффициенты;

Value – добавленная стоимость до и после внедрения LLM.

Если значение показателя больше 1, то внедрение LLM будет эффективным. В таком случае внедрение технологий позволит сократить затраты и максимизировать прибыль.

Если показатель около 1, то замена сотрудника на LLM не принесет особого изменения в эффективности.

Если показатель меньше 1, это сигнализирует о том, что LLM приведут к отрицательной эффективности в данном контексте, и замена человека может быть нецелесообразной.

Модель LLM-VCF представляет собой уточненную методику, которая объединяет управленческую, экономическую и технологическую оценку эффективности LLM.

Итого, можем сказать, что инновационные инструменты разработки управленческих решений, несмотря на некоторые ограничения, обладают значительным потенциалом для повышения эффективности и конкурентоспособности компаний в международной бизнес-среде, что делает их перспективным направлением для дальнейших исследований.

## Анализ отраслевой специфики применимости LLM

Большие языковые модели представляют собой значительный прорыв в области искусственного интеллекта, способный трансформировать различные аспекты международного бизнеса. Эти модели, обученные на обширных текстовых данных, демонстрируют уникальные способности к пониманию, генерации и обобщению человеческого языка, что открывает новые возможности для автоматизации процессов, улучшения анализа данных и оптимизации принятия управленческих решений [69].

Рассмотрим факторы, которые влияют на степень и возможность автоматизации с использованием LLM в отраслях.

Природа задач и их структурированность. Рутинные, однообразные задачи, которые можно описать с помощью четких и однозначных правил, демонстрируют высокий потенциал для их автоматизации с помощью LLM. И наоборот, задачи, требующие креативного мышления, глубокого стратегического анализа, неструктурированных решений или тонких межличностных навыков, менее подвержены полной автоматизации и, как правило, требуют значительного человеческого участия.

Объем и характер текстовых данных. Отрасли, генерирующие и обрабатывающие большие объемы текстовых данных, больше других подходят для применения LLM. Способность моделей быстро анализировать и генерировать текст позволяет эффективно работать с большими массивами информации [70].

Точность и допустимость ошибок. В отраслях, где цена ошибки чрезвычайно высока, степень автономности LLM будет ограничена. Несмотря на постоянное совершенствование, LLM могут допускать "галлюцинации" или генерировать неточные ответы, что требует обязательной валидации человеком. Таким образом, отрасли где последствия допущенной ошибки могут быть чрезвычайными, будут сохранять значительный контроль задач сотрудниками.

Необходимость межличностного взаимодействия и эмоционального интеллекта. Процессы, которые критически зависят от эмпатии, убеждения, переговоров или построения долгосрочных отношений с клиентами и партнерами, будут в меньшей степени подвержены автоматизации. LLM могут имитировать человеческое общение, но не способны полностью воспроизвести эмоции и межличностные взаимодействия, которые являются основой некоторых профессий.

Скорость изменения информации. В динамично развивающихся отраслях с часто меняющейся информацией LLM могут быть полезны для быстрого обновления знаний. Однако поддержание актуальности и точности моделей в таких условиях может быть сложной задачей [72].

Наличие и качество данных для обучения. Эффективность LLM зависит от объема и качества данных, на которых они обучаются. Отрасли, имеющие доступ к большим, чистым и релевантным наборам данных, будут иметь больший потенциал для успешного внедрения LLM.

Выберем ряд отраслей, которые обусловлены различной степенью зависимости от текстовых данных, рутинных операций, межличностных взаимодействий и необходимости в креативных решениях: финансовый сектор, электронная коммерция, логистика и управление цепочками поставок, юридические услуги, HR и найм персонала, медиа и коммуникации, стратегический консалтинг. Проведем анализ возможности эффективного внедрения LLM в управленческие решения в международной бизнес-среде [71].

Влияние крупных языковых моделей на различные бизнес-функции в разных отраслях отличаются в зависимости от особенностей каждой отрасли, типов задач и уровня автоматизации, который может быть достигнут. Таблица 16 показывает степень воздействия LLM на ключевые бизнес-функции.

Таблица 16 – Степень воздействия LLM на ключевые бизнес-функции (составлено автором)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Анализ данных | Обслуживание клиентов | Операционные решения | Стратегические принятия решений |
| Финансовая отрасль | 3 | 2 | 3 | 2 |
| Электронная коммерция | 2 | 3 | 3 | 2 |
| Логистика | 2 | 2 | 3 | 2 |
| Юридические услуги | 3 | 1 | 2 | 3 |
| HR и найм персонала | 2 | 3 | 2 | 2 |
| Медиа и коммуникации | 2 | 3 | 2 | 2 |
| Стратегический консалтинг | 3 | 2 | 2 | 3 |

Финансовый сектор и электронная коммерция демонстрируют высокое влияние LLM на все ключевые бизнес-функции, включая анализ данных, операционные процессы и стратегическое принятие решений. В этих отраслях LLM активно используются для прогнозирования, анализа трендов и персонализированных рекомендаций. Логистика также испытывает значительное влияние на операционные процессы и прогнозирование, но влияние на стратегические решения. Юридические услуги, HR и стратегический консалтинг показывают менее высокое влияние LLM.

В таблице представим ключевые факторы влияют на степень применимости LLM в разных отраслях для определения, какие отрасли наиболее подвержены внедрению больших языковых моделей. Будем рассматривать три уровня автоматизации (В – высокая, С – средняя, Н – низкая).

Таблица 17 – Ключевые факторы (составлено автором) [51]

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Фактор | Финансовый сектор | Электронная коммерция | Логистика | Юридические услуги | HR | Медиа и коммуникации | Стратегический консалтинг |
| Природа задач | В | В | В | С | С | С | Н |
| Объем текстовых данных | В | В | С | С | С | С | Н |
| Точность и допустимость ошибок | В | С | С | В | С | С | С |
| Межличностное взаимодействие | С | В | В | С | Н | С | Н |
| Скорость изменения информации | С | В | С | С | С | С | С |

Продолжение таблицы 17

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Фактор | Финансовый сектор | Электронная коммерция | Логистика | Юридические услуги | HR | Медиа и коммуникации | Стратегический консалтинг |
| Качество данных для обучения | В | В | С | С | С | С | Н |

Финансовый сектор и электронная коммерция имеют высокую степень применимости LLM благодаря структурированным данным и необходимости быстрой обработки информации. Логистика и медиа демонстрируют средний уровень применимости, где LLM могут улучшить прогнозирование и анализ, но не полностью автоматизируют процессы. Юридические услуги, HR и стратегический консалтинг показывают низкую степень применимости LLM из-за необходимости в креативности, межличностных навыках и глубоком анализе, который сложно автоматизировать.

На рисунке 16 отобразим диаграмму, отражающую уровень автоматизации с применением LLM по отраслям. Она будет демонстрировать степень, в которой различные сектора могут использовать эти технологии для автоматизации рутинных задач.

Рисунок 16 –Уровень автоматизации отраслей (составлено автором) [51]

Финансовый сектор и электронная коммерция показывают высокий уровень автоматизации благодаря широкому использованию LLM для обработки данных, прогнозирования и персонализированных рекомендаций. В логистике и медиа уровень автоматизации средний – LLM здесь хорошо помогают с оптимизацией, но заменить всё не могут. А вот в юриспруденции, HR и консалтинге автоматизация низкая. Эти сферы требуют понимания контекста, умения общаться и творческого подхода – того, чего языковые модели пока не умеют делать так, как человек.

LLM открывают много возможностей для развития управленческих решений, но внедрять их нужно с умом. Важно не только видеть плюсы, но и понимать, где могут быть проблемы и ограничения. Чтобы такие технологии работали лучше, нужны постоянные доработки – чтобы повысить надёжность, сделать их понятнее и безопаснее. Также важно заранее продумать законы и этические правила, особенно в международной среде.

## Международный анализ применимости: Индекс готовности к LLM

Глобальное финансирование генеративного ИИ выросло на 18,7% и составило 33,9 миллиарда долларов. Внедрение ИИ в корпоративном секторе значительно расширилось: 78% организаций сейчас используют ИИ, что на 23 процента больше, чем в прошлом году.

Однако, эффективность внедрения LLM не является однозначной и многие страны оказываются не готовы изменять свои процессы. В связи с этим возникает необходимость в оценке готовности стран к новым технологиям. Для начала вспомним экономические показатели, которые в настоящий момент служат для оценки уровня развития и экономического успеха стран.

Традиционные показатели, такие как ВВП или цифровые индексы, не рассматривают критерии, связанные непосредственно с применением LLM, а также не анализируют условия для внедрения LLM в задачи управления.

Поэтому возникает необходимость создания индекса применимости LLM, который позволит оценить готовность стран к эффективному внедрению больших языковых моделей для принятия решений.

Факторы, влияющие на применимость LLM [73]

1. Технологическая инфраструктура. Ключевым условием является наличие развитой ИТ-инфраструктуры, включая облачные вычисления, центры обработки данных и широкополосный интернет. Страны с высокой цифровой зрелостью (США, Германия, Япония) демонстрируют высокую скорость внедрения LLM благодаря доступу к вычислительным ресурсам и стабильным каналам передачи данных.
2. Доступность и качество обучающих данных. LLM требуют объемных и разнообразных обучающих данных [74]. В странах с открытой информационной политикой (Канада, Великобритания) компании могут использовать большие национальные и международные корпуса. В странах с ограниченным доступом к данным (Китай, Иран) возникают сложности с полнотой и репрезентативностью обучающих выборок.
3. Культурные и языковые особенности. LLM, обученные преимущественно на англоязычных данных, демонстрируют снижение точности при работе с языками, представленными в меньших объемах [75]. Также важны культурные аспекты – восприятие ИИ, стиль коммуникации, отношение к автоматизации. Например, в Южной Корее и Сингапуре наблюдается высокий уровень доверия к ИИ-системам, тогда как в Латинской Америке и Южной Европе предпочтение отдается личному взаимодействию.
4. Квалификация кадров. Наличие специалистов в области ИИ и цифровых трансформаций играет определяющую роль. Например, в Индии высокая доступность ИТ-кадров способствует быстрому росту LLM-сервисов, несмотря на наличие других барьеров.
5. Регуляторная среда и этические ограничения. Законодательство в области защиты данных (GDPR, CCPA), регулирование автоматизации и прозрачности алгоритмов влияет на скорость и масштаб внедрения LLM.

Рассмотрим некоторые барьеры для внедрения LLM в различных регионах и странах (таблица 18). Также приведем ряд преимуществ, которые могут повысить эффективность от использования новых технологий.

Таблица 18 – Барьеры и преимущества при внедрении LLM (составлено автором) [74, 75]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Страна/Регион | Барьеры внедрения | Преимущества |
| США, Канада | Этические стандарты, киберугрозы | Доступ к данным и кадрам |
| Западная Европа | Жесткое регулирование, конфиденциальность | Технологичность, цифровая культура |
| Япония, Южная Корея | Языковая специфика, консерватизм | Внедрение в производстве |
| Китай | Контроль над данными, изоляция | Господдержка ИИ |
| Индия | Фрагментированная инфраструктура | Квалиф-ные кадры |
| Латинская Америка | Отсутствие экспертизы, слабая ИТ-среда | Рост цифровых инициатив |
| Африка | Низкая цифровизация, нестабильность | Локализация open-source |

Современные исследования подтверждают стратегическую важность интеграции LLM в бизнес-практики. Так, OpenAI [76] в техническом отчёте по GPT-4 представлен потенциал модели в автоматизации сложных когнитивных задач. По данным Statista [77], объёмы глобальных инвестиций в технологии ИИ продолжают расти, отражая высокую рыночную заинтересованность. UNESCO [73] подчёркивает важность этических и образовательных аспектов внедрения ИИ в системы управления знаниями. Корпоративный отчёт Microsoft [78] предоставляет примеры успешного масштабирования LLM-решений в глобальных цепочках поставок и обслуживании клиентов.

Для того, чтобы оценить готовность той или иной страны к успешному внедрению и использованию LLM-моделей, авторами баз разработан Индекс применимости LLM. Индекс состоит из пяти ключевых критериев, которым были присвоены веса для дальнейшего расчета индекса:

* ИТ-Инфраструктура;
* доступность данных;
* квалификация специалистов;
* культура и доверие к ИИ;
* регулирование и правовые риски.

ИТ-инфраструктура отражает технические возможности страны: наличие дата-центров, уровень проникновения интернета, развитие облачных сервисов. Без базовой инфраструктуры невозможно эффективно использовать LLM. Качество LLM напрямую зависит от объема, актуальности и качества данных. Имеет значение не только доступность источников, но и юридическая возможность их использовать.

Цифровые навыки населения показывают уровень подготовки специалистов в области анализа данных, машинного обучения и LLM. Цифровая культура и принятие ИИ показывает уровень доверия общества и бизнеса к технологиям, готовность использовать ИИ в управленческих решениях, а также общее восприятие автоматизации.

Каждый критерий в свою очередь состоит из нескольких экономических показателей. Данные были взяты из различных открытых мировых источников, таких как The World Bank [79], Open Data [80], Global Skills Report [81], Oxford Insights [82]. Все полученные значения обработаны и нормализованы по шкале от 1 до 10, где 10 это лучшее значение. Так как показатель является интегральной суммой, у каждого критерия есть свой вес. В таблице 19 приведем показатели, а также источники данных по каждому критерию и значение веса.

Таблица 19 – Экономические показатели критериев и их источники (составлено автором) [76-82]

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Критерий | Показатели | Источник данных | Код/Метод получения |
| ИТ-инфраструктура | % интернет-проникновения, скорость интернета, стоимость 1GB | World Bank API, Ookla, cable.co.uk | IT.NET.USER.ZS, Worldwide Data Price Comparison |
| Открытость данных | ODIN-индекс, наличие портала, частота обновлений | Open Data Watch (ODIN),  Gov Data Portals, API нац порталов | Используем оценку из отчёта (0-100), факт существования официального портала открытых данных |
| Цифровые навыки населения | % ИКТ-выпускников, digital skills (0–1), Coursera Index (0–100) | UNESCO, Coursera Global Skills [4] | Доля выпускников ИКТ, Экспертная оценка |
| Культура доверия к ИИ | уровень принятия ИИ, автоматизация в бизнесе, стартапы/млн | McKinsey, Statista, Stanford AI Index | Доля компаний, использующих ИИ, IBM AI Adoption Index |
| Регуляторная зрелость | GDPR-закон, AI Readiness, инициативы по ИИ | UNCTAD, Oxford Insights, OECD AI Policy Observatory | Есть ли GDPR-подобное регулирование (Да = 10, Нет = 0), AI Readiness Index, количество стратегий и программ ИИ |

Регуляторика и правовая прозрачность включает нормы в области защиты данных, допустимость автоматизированных решений и наличие этических стандартов.

После формирования значений показателей по каждой из рассматриваемых стран, рассчитаем баллы по каждому критерию. Для этого будем вычислять средние значение среди его показателей. Результаты отобразим на рисунке 17, которая будет представлять тепловую карту.

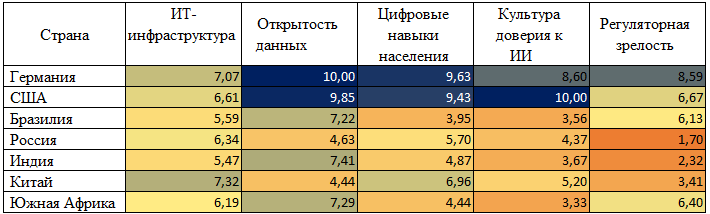
****

Рисунок 17 – Тепловая карта баллы по каждому критерию (составлено автором)

Германия и США лидируют в целом ряде категорий, особенно в открытости данных, цифровых навыках населения и культуре доверия к ИИ. США демонстрирует наивысший показатель по культуре доверия к ИИ. Россия имеет значительно более низкие показатели по сравнению с другими странами, особенно в регуляторной зрелости. Китай демонстрирует высокие показатели в области ИТ-инфраструктуры, но более низкие в открытости данных и регуляторной зрелости. Бразилия, Индия и Южная Африка имеют показатели ниже, чем Германия и США, по большинству категорий.

После вычисления средних значений необходимо применить взвешенное суммирование. В соответствии с результатами выделяют 5 уровней: от 0 до 0,2 – критически низкий уровень готовности; от 0,2 до 0,4 – низкий уровень готовности; от 0,4 до 0,6 – средний уровень готовности; от 0,6 до 0,8 – умеренно высокий уровень готовности; от 0,8 до 1 – высокий уровень готовности.

В таблице 20 можно найти итоговые значения Индекса применимости LLM для каждой из рассматриваемых стран.

Таблица 20 – Итоговые значения Индекса (составлено автором)

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Страна | Бразилия | Германия | Индия | Китай | Россия | США | Южная Африка |
| Индекс | 5,10 | 8,69 | 4,78 | 5,79 | 4,84 | 8,49 | 5,38 |

По итогам анализа наивысшее значение индекса продемонстрировали Германия и США, что говорит о высокой цифровой инфраструктуре и готовность ко внедрению и активном использовании инструментов LLM в разных отраслях и на разных задачах. Китай показал умеренную готовность к применению LLM. Здесь идет активное внедрение только в ключевые отрасли и более легкие задачи. Остальные страны демонстрируют средний уровень готовности, что означает возможность только частичного применения технологий. Также визуализируем значения индекса на рисунке 18.

Рисунок 18 – Индекс применимости LLM (составлено автором)

США (8,49) и Германия (8,69) лидируют по индексу, благодаря высокой цифровой зрелости и развитой инфраструктуре. Китай демонстрирует высокий технологический потенциал, но ограничен доступом к данным. Индия, Россия, Бразилия и ЮАР имеют средний уровень готовности (4,78–5,38), что требует адаптации стратегий внедрения LLM с учётом локальных условий.

Таким образом, визуализация индекса позволяет быстро оценивать сравнительную позицию стран на глобальной карте цифровой трансформации и принимать более обоснованные управленческие решения. Разработанный индекс отражает не только технологическую готовность страны к эффективному внедрению LLM в процессы управления, но и инвестиционную привлекательность, эффективность цифровой трансформации в различных структурах и масштабируемость использования больших моделей.

Формирование тепловых карт различных стран для определения готовности к LLM повысит эффективность планирования стратегий развития в новых экономических зонах, выхода на новые рынки, а также поиск новых партнеров, поставщиков и заказчиков. Индексация повысит динамичность и гибкость принятых решений о масштабировании и автоматизации процессов.

При разработке LLM решений, использование индекса позволит адаптировать продукты на ранних этапах, что сократит издержки, формировать экосистемы для дальнейшего выхода на рынки с умеренной и низкой готовностью к технологиям.

Так как оценка производится на уровне стран, государствам необходимо повышать открытость данных и уровень цифрового образования населения. Грамотное стимулирование использования и развития LLM на государственном уровне позволит повысить индекс страны.

Разработанный индекс применимости LLM продемонстрировал свою практическую ценность для сравнительного анализа стран с точки зрения готовности к внедрению больших языковых моделей в процессы управления. Разработанная методология учитывает пять ключевых факторов и демонстрирует высокую чувствительность к инфраструктурным, социальным, культурным различиям. Сравнительный анализ показал значительные различия между странами по уровню готовности и возможностям поддержки ИИ-технологий. На основе исследований можно сделать выводы о необходимости гибкого подхода к масштабированию LLM для международного бизнеса. Его использование в качестве вспомогающего инструмента позволит международным компаниям принимать более эффективные управленческие решения, связанные с внедрением LLM.

# Разработка и валидация модели стратегического внедрения LLM в международную компанию

## Алгоритм интеграции LLM в управленческие процессы

Внедрение LLM в управленческие процессы компаний требует комплексного подхода, включающего несколько ключевых этапов. Важно не только правильно выбрать технологию и модель LLM, но и грамотно интегрировать её в существующие процессы. Рассмотрим алгоритм интеграции LLM в управленческие процессы, включающий десять основных шагов: постановка целей, сбор данных, классификация задач, выбор модуля LLM, оценка потенциального влияния, анализ рисков и ограничений, разработка плана внедрения, тестирование, цикл обратной связи с KPI, результат работы LLM [83].

Первым шагом необходимо определить список требований к LLM моделям. Здесь формируется список больших задач, которые менеджер хочет оптимизировать, четко определенные цели, которые должны быть достигнуты после внедрения инновационных инструментов. Это этап написания полноценного основного технического задания, в котором особое внимание уделяется таким пунктам как бизнес-требования и нефункциональные требования. Здесь формируются и согласовываются верхнеуровневые принципы и результаты, которые должны быть достигнуты после внедрения.

Вторым этапом идет сбор данных о процессах. Будем собирать как информационные данные, на которых непосредственно обучается модель LL и с которыми будет работать для выполнения поставленных целей, так и аналитическую информацию о текущих процессах, их участниках и построении взаимодействий, времени на выполнение задач, эффективности, качестве и точности текущих результатов, наиболее критичных текущих проблемах как технического, так и культурного или межличностного характера.

На следующем этапе происходит классификация процессов, на которые можно поделить задачи, рассматриваемые на первом этапе. После этого этапа необходимо составить четкое понимание, что конкретно получится автоматизировать и оптимизировать с помощью внедрения инновационных инструментов, в частности LLM. Не каждый процесс можно корректно автоматизировать, есть ряд действий, которые на текущий момент показывают высокую эффективность только при выполнении их человеком. Помимо определения задач с точки зрения возможностей автоматизации, этот этап закладывает основу для планирования ресурсов, как временных, так и материальных. Неверная классификация приведет к выбору неверных задач, цели не будут достигнуты, компания потеряет время и финансы [90].

После определения процессов для автоматизации, необходимо выбрать конкретный модуль LLM, который и будет внедрен. Здесь мы учитываем технические возможности компании, насколько модуль может быть интегрирован с нашими другими системами, знакомы ли сотрудники с ним и сколько ресурсов будет потрачено на и обучение.

Пятый этап включает в себя оценку потенциального влияния LLM. Здесь будут определятся метрики для будущей оценки результативности и эффективности внедренных инструментов. Мы будем оценивать не только технические или экономические моменты, но и как новые технологии влияют на сотрудников.

Следующий этап отчасти связан с предыдущим. Здесь проводится анализ возможных рисков и ограничений. К рискам, рассматриваемыми в третьей главе, можно добавить риск потер знаний, так как большое количество данных в управленческих процессах это опыт и интуиция конкретных менеджеров и оцифровать их для обучения нейросетей не представляется возможным. Не стоит забывать про технические возможности вашего предприятия, потому что не каждую модель можно интегрировать с вашими специализированными системами.

После этого нам будет необходимо разработать конкретный план внедрения. Здесь выполнение относится к технической команде, которая разрабатывает ЧТЗ, прописывая все шаги интеграции новых инструментов.

Переходим к этапу тестирования. Здесь мы будем использовать как ручное тестирование, так и авто-тесты. Будем расписывать систему тест-кейсов, которые проверяют работу процессов со внедренным LLM. Для оценки необходимо однозначно указать в техническом задании ожидаемый результат обновленных процессов или использовать экспертов для определения корректности результата без первичного понимания.

Этап обратной связи проходит параллельно с остальными этапами, для каждого из которых определяем KPI-метрики. После сравнения фактического результата с ожидаемым, можем внести корректировки в процесс внедрения или даже рассмотреть вероятность отказа в автоматизации этой задачи.

Последним шагом будет идти финальная оценка работы LLM. Мы будем анализировать все ли результаты были достигнуты, насколько реально эффективным оказалось это внедрение и стоит ли рассмотреть дальнейшее расширение использование инструментов.

В таблице 21 отразим метрики и ответственных по ключевым этапам внедрения LLM в управленческие процессы.

Таблица 21 – Основные метрики и ответственные (составлено автором)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Этапы | Метрики | Ответственные |
| Сбор и подготовка данных | Качество данных, объем информации | ИТ-отдел |
| Классификация задач | Сложность задачи, тип данных | Аналитики |
| Выбор модуля LLM | Точность, производительность | ИТ-отдел, менеджеры |
| Цикл обратной связи (KPI) | Время реакции, точность, снижение затрат | Менеджеры, аналитики |
| Результаты работы LLM | Улучшение качества решений, снижение издержек | Менеджеры |

Этап интеграции в свою очередь можно разделить на несколько собственных этапов. На первом этапе будем выбирать между облачной, локальной, гибридной моделью и моделью с RAG. Следующие задачи будем выставлять для разработки и промпт-инженеров. После настройки API, ограничений скорости и затрат можем приступать к самой интеграции. Параллельно с интеграций можем запускать отладку написания промптов для эффективного использования конкретной модели. Все разработанные тексты будут направлены на специфику и уникальные данные наше компании.

Отдельная операция, которую можем тоже выделить в новый этап, это разработка текстовой документации на протяжении всей работы. Все созданные материалы позволят новым сотрудникам быстрее погружаться в специфику задачи. Также, с ее помощью, мы будет отслеживать динамику и выполнять контроль за проделанной работой.

Будем предполагать соотношение времени начала и окончания каждого этапа по отношению друг друга. Отобразим это в виде диаграммы Ганта без углубления во время длительности каждого этапа и покажем, когда каждый этап будет эффективнее начать (рисунок 19).

Рисунок 19 – Диаграмма Ганта (составлено автором)

Многие процессы выполняются параллельно. Мы не может выбрать модуль LLM без оценки потенциального влияния и анализа рисков и ограничений. Внедрение нет никакого смысла начинать без уверенности в выборе модуля, расчета как можно большего количества последствий и оценки выбора от разных отделов. Сотрудники часто подбирают инструменты под себя, не думая, насколько это удобно другим. Если проверять всё уже после внедрения – будет дорого. А если запускать тестирование одновременно с внедрением, то возрастут и расходы, и нагрузка на команду. Нужно искать момент, когда проверка будет и своевременной, и не слишком затратной.

В отличие от других этапов, обратная связь важна на всём протяжении работы. Она помогает менеджерам быстро заметить сбои или падение эффективности и вовремя на это отреагировать. Остальные сотрудники тоже пользуются этой информацией для своих задач. Для команд разработки и тестирования постоянная обратная связь вообще, как основа.

Внедрение LLM может ещё больше улучшить процессы и повысить качество управленческих решений в разных сферах. Однако успешное внедрение требует внимательного подхода к подготовке данных, регулярному мониторингу и поддержанию человеческого контроля в процессе.

## Стратегический подход к внедрению LLM: оптимизация ролей и перераспределение функций

Внедрение больших языковых моделей в управленческие процессы требует не только технической интеграции, но и распределения функций между людьми и AI. На данном этапе необходимо определить, какие задачи следует полностью автоматизировать, какие – усилить при помощи LLM, а какие – перераспределить [89]. Такой подход требует системной модели, опирающейся на количественные показатели и обоснованные критерии.

Чтобы рассчитать целесообразность перераспределения функций.

1. Сбор данных.

Для начала нужно собрать данные, которые будут использоваться для расчета показателей модели. Эти данные могут поступать из различных источников:

* CRM системы: данные о взаимодействиях с клиентами.
* ERP системы: финансовые данные, операционные расходы.
* Интегральные метрики: время выполнения задач, затраты на ресурсы, производительность сотрудников.

1. Обработка и очистка данных.

Автоматизация требует качественной обработки данных, в первую очередь – очистку данных (удаление дубликатов, заполнение пропусков) и их нормализацию.

1. Определение метрик

В рамках модели необходимо определить показатели, которые позволят оценить целесообразность перераспределения функций. Представим каждый используемый показатель в таблице 22.

Таблица 22 – Показатели для расчёта эффективности перераспределения функций (составлено автором)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Показатель | Обозначение | Что измеряет |
| Сложность задачи | S | Время и трудозатраты на задачу, выполняемую сотрудником совместно с LLM |
| Избегание неопределённости | U | Готовность к неожиданным событием, наличие документов, позволяющих избегать двусмысленности |
| Мотивация к достижению и успеху | MS | Преобладание в обществе конкуренции или заботой о других |
| Потребность в креативности | K | Степень творческого подхода и интуиции. |
| Риски, связанные с неоформленными данными | T | Риски, связанные с потерей tacit knowledge.. |

Продолжение таблицы 22

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Показатель | Обозначение | Что измеряет |
| Риски перераспределения | R | Риски, связанные с перераспределением функций между сотрудниками и LLM, такие как снижение производительности или неэффективность на переходном этапе |

Риски потери данных можно оценивать по отзывам сотрудников. Мы также будем проводить опрос только среди руководителей, чтобы оценить их взгляд на то, каким опытом и интуицией обладают сотрудники компании и насколько отсутствие этих данных будет критичным при распределении задач языковым моделям. Риски, связанные с неоформленными данными можно оценивать через отзывы сотрудников или через оценку потери знаний в переходный период.

Чем меньше показатель избегания неопределённости, тем в стране легче принимают новые идеи, инновационные продукты. Люди готовы к новому мнению и подходу. Это так же касается не только менталитета, но и системы бюрократии в стране. Например, у России данный показатель равен 95 баллам из ста, и связано это с процесса бюрократии, которые тормозят активное внедрение новых технологий.

Оценка сложности позволяет оценить, насколько автоматизация улучшает выполнение обычных задач, чем сложнее задача, тем меньше и труднее она автоматизируется. Наибольшей автоматизации подвержены рутинные ежедневные задачи, тогда как задачи, требующие творческого подхода или критического мышления, не могут быть полностью заменены большими языковыми моделями и требует вмешательства и контроля со стороны сотрудников и менеджеров.

Некоторые задачи требуют человеческого интеллекта или креативности (например, стратегическое планирование или решение бизнес-проблем), где LLM не может эффективно заменить людей. Показатель помогает понять, какие задачи не получится полностью автоматизировать. Это важно особенно в управлении, где часто нужны нестандартные подходы и новые идеи, а не просто чёткие инструкции, с которыми справится любая система.

Автоматизация задач с помощью LLM может привести к потере неформальных знаний, которые сотрудники накапливали годами. Опытный руководитель часто действует интуитивно, опираясь на личный опыт и ощущения, которые сложно передать модели. Такие знания трудно формализовать и загрузить в систему. Их утрата может негативно сказаться на качестве решений, особенно в ситуациях, где важны не только данные, но и человеческое понимание, интуиция и способность учитывать скрытые нюансы.

Представим в таблице 24 способы определения значений критериев, диапазон возможных значений для каждого из них, а также рассмотрим какое влияние они оказывают на модель.

Таблица 23 – Критерии для расчёта целесообразности перераспределения функций (составлено автором)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Критерий | Минимальное значение | Максимальное значение | Влияние на модель | Определение значения |
| Сложность задачи | – | – | Прямое влияние | Бухгалтерская отчетность или аналитические расчеты |
| Избегание неопределённости | Высокая степень неопределенности = 0 | Низкая степень = 10 | Обратное влияние | Индекс Хофстеде |
| Мотивация к достижению и успеху | Низкая мотивация = 0 | Высокая мотивация = 10 | Прямое влияние | Индекс Хофстеде |
| Потребность в креативности | Нет необходимости в креативности = 0 | Полностью зависит от креативности | Обратное влияние | Экспертный способ |
| Риски, связанные с неоформленными данными | Очень высокий риск потери знаний | Очень низкий риск потери знаний | Обратное влияние | Экспертный способ |
| Риски перераспределения | Высокий риск | Низкий риск | Обратное влияние | Экспертный способ |

1. Использование формулу обновленной модели.

После того как данные собраны, можно использовать формулу (2) для расчета эффективности:

F = w1\*\*10 + w2\*(10 – U) + w3\*MS + w4\* K + w5\*T + w6\*R (2)

где

wi – весовые коэффициенты.

Распишем значения весов от 1 до 3 для всех критерий в целом и после, для каждого критерия в частности.:

0,1 – Низкий вес. Это означает, что фактор в контексте этой отрасли имеет малое влияние. Задача в этой отрасли или для данного критерия не требует высокой значимости этого параметра.

0,5 – Средний вес. Это означает, что фактор имеет умеренное влияние на выполнение задачи или принятие решения. Это значение указывает на необходимость некоторого внимания к этому критерию, но не критичное.

1 – Высокий вес. Это означает, что фактор имеет существенное влияние на выполнение задачи. Это значение показывает, что для данной отрасли или задачи этот критерий должен быть учтён, так как его значение сильно влияет на результат.

Распишем значения для каждого критерий и результат представим в таблице 24.

Таблица 24 – Значения весов для каждого критерия (составлено автором)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Критерий | 0,1 | 0,5 | 1 |
| Сложность задачи | Задача легко автоматизируется и не требует больших усилий для настройки и выполнения | Задача требует определённых усилий, но автоматизация вполне возможна с умеренными усилиями | Задача очень сложная для автоматизации, требует значительных усилий или уникальных человеческих навыков |

Продолжение таблицы 24

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Критерий | 0,1 | 0,5 | 1 |
| Избегание неопределённости | Задача не требует значительных вложений, как в плане времени, так и в плане финансовых затрат | Задача требует умеренных затрат на выполнение и может включать определённые ресурсы и время для её выполнения | Задача требует значительных затрат, и её выполнение может быть дорогостоящим как с точки зрения времени, так и финансов |
| Мотивация к достижению и успеху | Использование ИИ в данной задаче принесёт малые улучшения или вообще не окажет существенного влияния | ИИ может значительно улучшить процесс, но эффект от его использования не является решающим | ИИ может значительно улучшить процесс, решая задачу быстрее, точнее и с минимальными затратами |
| Потребность в креативности | Задача не требует творчества и может быть легко автоматизирована | Задача может включать элементы творчества, но ИИ вполне может поддерживать выполнение этой задачи | Задача требует значительного вовлечения креативности и интуиции, что ограничивает возможность автоматизации |
| Риски потери tacit knowledge | Потеря неявных знаний не имеет значительного воздействия на выполнение задачи | Потеря может немного повлиять на задачу, но можно компенсировать этот эффект | Потеря может серьёзно повлиять на выполнение задачи, что делает её критичной для человека |
| Риски перераспределения | Риски, связанные с перераспределением функций между людьми и ИИ, минимальны | Перераспределение задач между людьми и ИИ может привести к некоторым сложностям или временным потерям | Риски перераспределения велики, что может привести к временной потере эффективности или трудностям в переходный период |

В отчете McKinsey [61] около 75% ценности, которую могут принести решения на основе генеративного ИИ, приходится на четыре области: клиентские операции, маркетинг и продажи, разработка ПО и НИОКР. Каждая из них зависит от различных факторов, условий и выполняет достаточно отличающиеся задачи. Исходя из этого, веса значимости каждого критерия нашей методики будет отличаться в зависимости от отрасли. Рассмотрим, как будут распределяться веса значимости критериев в каждой из них в таблице 25.

Таблица 25 – Оценка весовых коэффициентов по отраслям (составлено автором)

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Отрасль | S | U | MS | K | T | R |
| Клиентские операции | 0.33 | 0.15 | 0.10 | 0.05 | 0.20 | 0.20 |
| Маркетинг и продажи | 0.25 | 0.20 | 0.15 | 0.20 | 0.10 | 0.10 |
| Разработка ПО | 0.33 | 0.15 | 0.10 | 0.15 | 0.20 | 0.10 |
| НИОКР | 0.35 | 0.15 | 0.20 | 0.25 | 0.15 | 0.10 |

Анализ весов критериев в разных отраслях показывает разную чувствительность к внедрению LLM. В НИОКР наибольшее значение имеют сложность задач и потребность в креативности – это логично, так как исследования требуют нестандартных подходов. Мотивация к достижению тоже важна, ведь без личной вовлеченности сложно добиться прогресса в научной работе.

В разработке ПО ключевыми факторами становятся сложность и риски, связанные с неструктурированными данными. Это подчеркивает, насколько важны чёткая постановка задач и умение работать с неоформленной информацией.

В маркетинге и продажах акцент на креативности и мотивации. Это единственная отрасль, где креативность оценивается наравне со сложностью, что говорит о важности нестандартного мышления и способности понимать поведение клиентов.

Клиентские операции показывают высокую чувствительность к перераспределению задач и качеству исходных данных. Это отражает необходимость стабильного взаимодействия с клиентами и выстроенных, повторяемых процессов.

LLM здесь могут усиливать ключевые процессы, но требуют точной настройки под отрасль.

1. Автоматическая категоризация задач

После того как значения F рассчитаны, можно автоматически классифицировать задачи в одну из категорий:

Replace: задачи, которые полностью можно автоматизировать.

Assist: задачи, которые требуют участия человека, но могут быть усилены с помощью ИИ.

Redesign: задачи, которые требуют перераспределения функций между людьми и ИИ.

Распределение задачи в одну из категорий будет зависит от рассчитанного ранее значения F. Чем выше значение показателя, тем перераспределение функций будет сложнее.

Если F < 3, то задача относится к категории Assist. Полная автоматизация таких задач невозможна и роль человека становится неотъемлемой на протяжении всего процесса. LLM в этом случае выступают в качестве консультанта.

Если 3 ≤ F < 7, то задача попадает в категорию Redesign. Внедрение LLM может быть полезным, но сможет полностью заменить человека. Большие модели будут использоваться в решении рутинных задач, но человек продолжает контролировать более сложные аспекты процесса, адаптируя и интерпретируя данные, предоставленные инструментами.

Если 7 ≤ F ≤ 10, то задача попадает в категорию Replace. Замена задачи на ИИ будет эффективной и принесёт значительные выгоды. Процесс можно легко автоматизировать с помощью LLM, и человек сможет быть полностью заменён на ИИ в данном процессе.

Проведём расчеты для некоторых задач и отраслей и представим в таблице 26. Будем использовать данные компании «Лаборатория Касперского», которая имеет выходы на рынки большинства стран. Возьмём её основные управленческие задачи и рассмотрим эффективность внедрения в них LLM по методике.

Таблица 26 – Расчет показатель эффективности внедрения (составлено автором) [91, 92]

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Отрасль | Страна | S | U | MS | K | T | R | F |
| Клиентские операции | Германия | (12-3)/12\*10=7,5 | (10-6,5) | 6,6 | 5 | 7 | 6 | 5,89 |
| Россия | (12-3)/12\*10=7,5 | (10-9.5) | 3,6 | 6 | 6 | 7 | 5,14 |
| США | (12-3)/12\*10=7,5 | (10-4,6) | 3,5 | 7 | 5 | 5 | 6,13 |
| Япония | (12-3)/12\*10=7,5 | (10-9,2) | 9,5 | 6 | 6 | 6 | 5,77 |
| Маркетинг и продажи | Германия | ↓3раза = 6,7 | (10-6,5) | 6,6 | 6 | 6 | 6 | 5,19 |
| Россия | ↓3раза = 6,7 | (10-9.5) | 3,6 | 6 | 6 | 7 | 4,38 |
| США | ↓3раза = 6,7 | (10-4,6) | 3,5 | 8 | 4 | 4 | 5,35 |
| Япония | ↓3раза = 6,7 | (10-9,2) | 9,5 | 7 | 5 | 5 | 5,3 |
| Разработка ПО | Германия | ↓77% = 7,7 | (10-6,5) | 6,6 | 7 | 6 | 6 | 6,61 |
| Россия | ↓77% = 7,7 | (10-9.5) | 3,6 | 6 | 7 | 7 | 6,27 |
| США | ↓77% = 7,7 | (10-4,6) | 3,5 | 9 | 3 | 3 | 8,03 |
| Япония | ↓77% = 7,7 | (10-9,2) | 9,5 | 8 | 4 | 5 | 7,36 |
| НИОКР | Германия | ↓21% = 2,1 | (10-6,5) | 6,6 | 8 | 5 | 5 | 7,7 |
| Россия | ↓21% = 2,1 | (10-9.5) | 3,6 | 7 | 6 | 7 | 6,8 |
| США | ↓21% = 2,1 | (10-4,6) | 3,5 | 9 | 3 | 3 | 7,4 |
| Япония | ↓21% = 2,1 | (10-9,2) | 9,5 | 8 | 4 | 4 | 7,6 |

Для клиентских операция рассматривалась задача автоматизации обработки запросов клиентов через чат-ботов, для маркетинга и продаж рассматривалось автоматизация рекламных кампаний, для разработки ПО была автоматизация тестирования ПО и для НИОКР было взято исследование новых технологий [91, 92].

Для определения избегания неопределённости и мотивации к достижению и успеху были использованы значения индекса Хофстеде, деленные на 10.

Оценки креативности задач и рисков потери данных и перераспределений были выставлены экспертным методом с учетом специфики отрасли и страны.

Построим график (рисунок 20) по итоговому значению показателя и сделаем выводы.

Рисунок 20 – Возможность перераспределения задач (составлено автором)

Из результатов видно, что США имеют наибольшую эффективность внедрения LLM в каждой области, в то время как Россия имеет наименьшую эффективность, что связано с высокой степенью бюрократии и низким уровнем мотивации. Германия и Япония демонстрируют сбалансированные результаты и идут на одном уровне вне зависимости от отрасли.

Можно сделать выводы о высокой значимости в выборе страны, в которой будет проходить внедрение инструментов. Здесь влияет и техническая составляющая, и юридическая, и культурные, эмоциональные особенности сотрудников. Также сильное влияние оказывает критерий риска потери неформальных знаний. В разработке ПО все данные формализированы, каждая возможная операция прописана в технической документации, созданы библиотеки с конкретным набором возможностей и языковая модель может более успешно обучаться на этих данных и демонстрировать высокий уровень при собственной работе. НИОКР так же имеет четкую структуру данных в виде архива научных работ. Если задача касается анализа или поиска по теме, то LLM показывают отличный результат.

Есть критерии, которые меняются от задачи, но не меняются от страны и наоборот, разные значения по странам, но одинаковое по задаче, как у сложности. Для более корректного расчета компаниям необходимо разделять каждый критерий и по странам, и по отраслям, и по задачам.

## Построение матрицы применимости LLM в международном бизнесе

Внедрение LLM в международной бизнес-среде требует комплексного подхода, учитывающего различия между отраслями, особенности развития стран, уровень цифровой зрелости и природу управленческих задач. На основании предыдущих разделов была сформирована адаптивная модель перераспределения функций и введён интегральный показатель эффективности применения LLM, а также Индекс готовности к LLM. Все эти элементы объединяются в итоговый аналитический инструмент – матрицу применимости LLM.

Одним из ключевых факторов, определяющих эффективность внедрения LLM, является корректное перераспределение задач между сотрудниками и искусственным интеллектом. Для качественного использования инструментов больших моделей в международном бизнесе необходимо учитывать множество критериев, таких как тип задачи, уровень цифровизации компании и отрасли, а также готовность страны к внедрению таких решений.

Рассмотрим и уточним методику оценки применимости LLM в бизнес-процессах, используя показатели, которые влияют на перераспределение задач между людьми и LLM. Первым рассматриваемым показателем будет показатель возможности перераспределения задачи между LLM и человеком с учетом рассматриваемой отрасли. Также будем использовать показатель интегральной эффективности LLM (LLM\_VCF), который позволяет оценить возможную добавленную стоимость, экономическую выгоду и влияние на продуктивность при внедрении LLM в различные бизнес-процессы.

Для разработки матрицы применимости LLM в международном бизнесе будем использовать инструменты нечеткой логики [86]. Это позволит работать с задачами, которые имеют неполные, неопределенные или неточные данные. Рассмотрим показатели, которые будут использованы при построении матрицы:

* тип задачи;
* возможность перераспределения задачи;
* интегральная эффективность LLM;
* уровень готовности стран.

Нечеткая логика работает с нечеткими и неопределенными данными, что подходит для многозначных и неполных задач международного бизнеса [87].

Для каждой задачи, мы будем оценивать возможность перераспределения задачи по шкале от 0 до 10. Эти оценки будут делиться на три группы:

Assist (0-3): LLM может помогать в решении задачи, но не заменяет человека. Задачи требуют высокого уровня креативности или сложных межличностных взаимодействий.

Redesign (4-7): LLM может значительно изменить или улучшить выполнение задачи, но человеческий фактор все еще необходим.

Replace (8-10): LLM полностью или почти полностью заменяет человека, задачи полностью стандартизированы или автоматизированы.

Для того чтобы применить инструменты нечеткой логики, необходимо сформулировать нечеткие множества для каждого из ключевых факторов (Тип задачи, Индекс возможности перераспределения задачи, LLM\_VCF, Индекс готовности страны), а затем создать систему нечетких правил (fuzzy rules), которая будет комбинировать эти множества для получения итоговой применимости LLM. Последним шагом будет операция дефазификации для получения конкретного итогового значения применимости LLM [88].

Создадим нечеткие множества для каждого из факторов.

1. Тип задач.

Структурированная задача – четкие алгоритмы и стандартизированные данные: {0, 1, 2, 3}.

Частично структурированная задача – задачи, которые требуют вмешательства человека, но могут быть улучшены с помощью ИИ: {2, 3, 4, 5}

Неструктурированная задача – требуют креативности и стратегии: {4, 5, 6, 7}

1. Индекс возможности перераспределения задачи

Assist – меньше автоматизации, ИИ помогает, но не заменяет: {0, 1, 2, 3}

Redesign (4-7): задача может быть частично изменена или улучшена с помощью ИИ: {4, 5, 6, 7}

Replace (8-10): задача может быть полностью автоматизирована: {8, 9, 10}

1. LLM\_VCF (интегральная эффективность LLM)

Неэффективно (<1) – ИИ не имеет значительного эффекта: {0, 0.1, 0.2, 0.3}

Эффективно (1-1.5) – ИИ приносит положительный эффект: {1, 1.2, 1.3, 1.5}

Очень эффективно (>1.5) – ИИ значительно улучшает результаты: {1.6, 1.8, 2, 2.5}

1. Индекс готовности страны

Низкая готовность – крайне низкая инфраструктура для внедрения LLM: {0, 0.1, 0.2}

Средняя готовность – развивающаяся инфраструктура, частичное применение LLM возможно: {0.3, 0.4, 0.5, 0.6}

Высокая готовность – страны с сильной инфраструктурой и высоким потенциалом для внедрения: {0.7, 0.8, 0.9, 1.0}

На следующем этапе необходимо создать нечеткие множества. Они представляют собой набор правил, которые связывают входные переменные, которые представлены критериями, с итоговой применимостью LLM.

Правила имеют следующую структуру:

* Если тип задачи = Структурированная, индекс возможности перераспределения = Assist, LLM\\_VCF = Неэффективно, готовность страны = Низкая, то применимость LLM = Assist.
* Если тип задачи = Частично структурированная, индекс возможности перераспределения = Redesign, LLM\\_VCF = Эффективно, готовность страны = Средняя, то применимость LLM = Redesign.
* Если тип задачи = Неструктурированная, индекс возможности перераспределения = Replace, LLM\\_VCF = Очень эффективно, готовность страны = Высокая, то применимость LLM = Replace.

Для применения нечеткой логики необходимо выполнить три шага, которые представлены на рисунке 21.

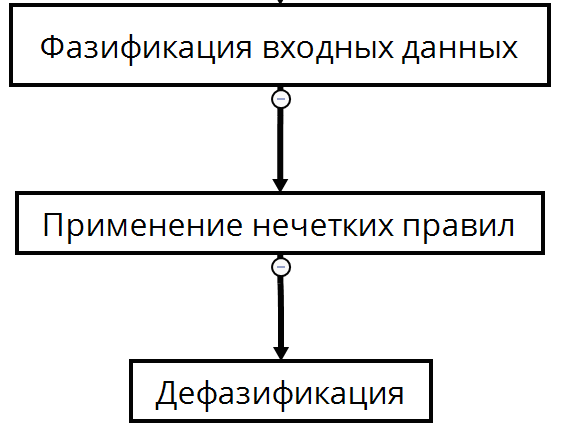


Рисунок 21 – Шаги нечеткой логики (составлено автором) [88]

Для каждого из факторов вычисляются степени принадлежности их значениям в соответствующих нечетких множествах. Затем каждый из правил оценивает соответствие степени принадлежности входных данных и выдает степень принадлежности итоговой применимости LLM. После того как нечеткие правила обработают входные данные, необходимо определить итоговое значение применимости LLM. Это делается с помощью метода дефазификации.

Нечеткие правила позволяют учитывать все возможные вариации и неопределенности, а результаты будем интерпретировать в виде Assist, Redesign или Replace. Представим часть правил в таблице 27, полный список будет представлен в приложении А.

Таблица 27 – Нечеткие правила (составлено автором)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Тип задачи | Индекс перераспределения | LLM\_VCF | Готовность страны | Применимость LLM |
| Структурированная | Assis | Неэффективно | Низкая | Assis |
| Структурированная | Assis | Эффективно | Средняя | Assis |
| Структурированная | Assis | Очень эффективно | Высокая | Redesign |
| Структурированная | Redesign | Неэффективно | Низкая | Assis |
| Структурированная | Redesign | Очень эффективно | Высокая | Replace |
| Частично структурированная | Assis | Очень эффективно | Высокая | Redesign |
| Частично структурированная | Redesign | Неэффективно | Низкая | Assis |
| Частично структурированная | Redesign | Эффективно | Средняя | Redesign |
| Неструктурированная | Assis | Очень эффективно | Высокая | Redesign |
| Неструктурированная | Redesign | Неэффективно | Низкая | Assis |
| Неструктурированная | Redesign | Очень эффективно | Высокая | Replace |
| Неструктурированная | Replace | Эффективно | Средняя | Replace |
| Неструктурированная | Redesign | Эффективно | Средняя | Redesign |
| Неструктурированная | Redesign | Очень эффективно | Средняя | Replace |
| Структурированная | Replace | Эффективно | Высокая | Replace |

Для каждого сочетания входных параметров (тип задачи, индекс перераспределения, LLM\_VCF и готовность страны) можно определить, как будет применяться LLM в конкретной ситуации.

Каждое правило может помочь в принятии решения о степени автоматизации задачи – от использования LLM для помощи сотрудникам (Assist) до полного замеен человека на ИИ (Replace).

Автоматизируем определение применимости LLM с помощью кода на языке python. Будем использовать классическую библиотеку numpy и специализированную skfuzzy. Приведем отрывок кода на рисунке 22, демонстрирующий итоговое определение применимости LLM. Итоговый код будет представлен в приложении Б.

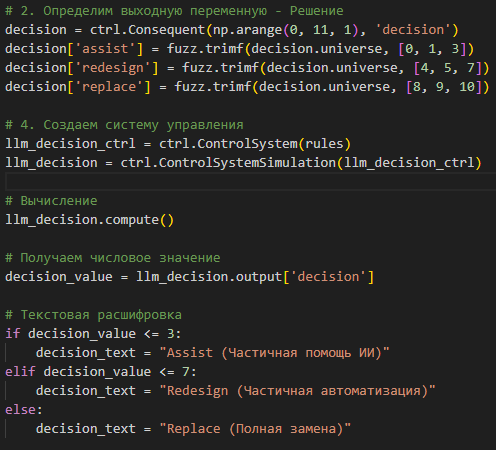


Рисунок 22 – Автоматизация расчета применимости LLM

Применение LLM в международном бизнесе, особенно в области анализа данных, генерации стратегических рекомендаций и автоматизации процессов, может значительно повысить эффективность работы компаний. Использование инструментов нечеткой логики позволяет гибко подходить к оценке применимости LLM в зависимости от различных факторов, таких как тип задачи, степень готовности страны и эффективность технологии.

Нечеткая логика позволяет учитывать эти переменные и автоматически адаптировать применимость LLM в зависимости от новых условий. Внедрение такой системы в рамках международных компаний поможет принимать более взвешенные и обоснованные решения и получить максимально высокие результаты от использования этих технологий.

Рассмотрим применимость автоматизации для типовых задач различных отраслей на различных рынках для АО «Лаборатория Касперского» (таблица 28).

Таблица 28 – Автоматизация для типовых задач различных отраслей (составлено автором)

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Отрасль | Тип задачи | Индекс перераспределения | LLM\_VCF (эффективность) | Индекс готовности страны | Применимость LLM |
| Клиентские операции | Обработка заявок (Структурированная) | Assist | Эффективно (1.3) | Средняя готовность (0.5) | Assist |
| Маркетинг и продажи | Анализ рынка (Частично структурированная) | Redesign | Очень эффективно (1.8) | Высокая готовность (0.9) | Replace |
| Разработка ПО | Программирование (Структурированная) | Replace | Эффективно (1.4) | Высокая готовность (0.8) | Replace |
| НИОКР | Исследования (Неструктурированная) | Redesign | Неэффективно (0.2) | Средняя готовность (0.6) | Assist |
| Маркетинг и продажи | Продвижение (Частично структурированная) | Assist | Очень эффективно (1.7) | Высокая готовность (0.8) | Redesign |
| Клиентские операции | Обслуживание клиентов (Структурированная) | Redesign | Очень эффективно (2.0) | Высокая готовность (1.0) | Replace |
| Разработка ПО | Тестирование (Структурированная) | Assist | Эффективно (1.1) | Низкая готовность (0.2) | Assist |

Методика, которая была предложена в предыдущей главе, достаточно эффективно определяет возможность автоматизации задачи в зависимости от страны и отрасли. У половина рассмотренных примеров конечное значение применимости LLM соответствует третьему столбцу. Но есть и те ситуации, где недостаточно использовать только шесть критериев и надо учитывать и финансовые и нефинансовые аспекты, индекс готовности стран ко внедрению языковых моделей, который учитывает много технологических возможностей, а не только управленческих и культурных, как это делает индекс Хофстеда.

Одним из ключевых преимуществ использования нечёткой логики является возможность принятия решений в реальном времени. Внешняя среда постоянно меняется, экономическая, политическая ситуация, законодательства стран, и международные компании должны оперативно реагировать на все изменения, чтобы показывать хорошие результаты.

По результатам проведенных исследований и уточненных моделей можем предложить ряд рекомендаций для международных компаний, которые собираются внедрять инструменты LLM в управленческие процессы.

При расчете показателей необходимо одновременно учитывать и страну внедрения, и отрасль, и тип задачи. В настоящий момент есть ряд показателей, которые рассчитываются для страны и далее используются как константа для всех отраслей, которые представлены в этой стране. Но для более корректного и полного исследования и, как следствия, более объективной оценки необходимо пересчитывать показатели для стран с учетом специфики отрасли, предприятия, типа задачи, типа управления в компании или в команде, подхода к управлению проектами и другими.

Следующим шагом развития инструментов оценки может стать автоматизация расчета эффективности применения LLM при помощи LLM. При создании адекватной, полной базы данных можно обучить ИИ-агента, который сможет обрабатывать значения и просчитывать вероятность успешности при внедрении инновационных инструментов в тот или иной процесс.

# ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Большая [языковая модель](https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/language-modeling) – это модель с массивными параметрами, которая проходит предварительные задачи обучения для понимания и обработки человеческого языка. LLM предлагают широкий спектр универсальных приложений в различных областях. В частности, они не только предоставляют техническую поддержку в областях, напрямую связанных с языковой обработкой, но и находят применение в более общих сценариях, таких как генерация кода, здравоохранение, финансы и образование. Это демонстрирует их адаптивность и потенциал для оптимизации языковых задач в различных отраслях и контекстах.

Нами было проведено исследование существующих моделей и подходов принятия управленческих решений в международных компаниях с использованием LLM. Рассмотрены такие модели как классическая, административная и политическая. Также был рассмотрен труд нидерландского социолога Хофстеде, где подчёркивается влияние культуры на управление. Дополнительно изучены современные подходы, включая LLM, которые помогают адаптировать управленческие решения под особенности разных стран, учитывая менталитет, ценности и поведение людей в конкретном культурном контексте.

Были рассмотрены этические вопросы использования LLM в управлении, особенно связанные с конфиденциальностью и влиянием на корпоративную культуру. Анализ решений, полученных от моделей, показывает важность их прозрачности и честности. Также стало ясно, что нужны этические правила, которые учитывают культурные различия стран, где работает компания, чтобы избежать недопонимания и ошибок.

Нами был проведен анализ международного опыта использования LLM в управленческих решениях. Были рассмотрены несколько успешных кейсов применения LLM в крупнейших международных компаниях, таких как Amazon и Unilever. Был исследован процесс внедрения новых инструментов в повседневные задачи компаний, а также изучены результаты, которых удалось достичь после внедрения LLM. Все рассмотренные компании продемонстрировали повышение эффективности тех бизнес-процессов, в которых часть задач была отдана искусственному интеллекту.

Была уточнена методика оценки эффективности внедрения LLM-моделей в управленческие процессы международных компаний. За основу были взяты существующие методы, оценивающие отдельные аспекты, на которые может оказывать влияние LLM и которые можно измерить количественно. После чего была предложен новый способ определения эффективности внедрения LLM, который в качестве метрик использовал ROI, добавленную стоимость, точность и скорость исполнения задач, снижение расходов, степень удовлетворённости сотрудников и другие.

Проанализирована отраслевая специфика применения LLM. Рассмотрены основные отрасли, которые активно внедряют новые технологии в свои бизнес-процессы, такие как финансы и производство. Несмотря на общие принципы внедрения и использования больших языковых моделей, каждая отрасль требует индивидуального подхода и настройки инструментов под свои особенности. Так же, в каждой отрасли свой класс задач, которые можно в разной степени автоматизировать от полного замеен сотрудника до консультирующей функции LLM.

Нами была разработана матрица применимости LLM для различных задач. Она позволяет определить степень перераспределения задач между большими языковыми моделями и сотрудниками. В ней используется информация о типе задачи, возможности перераспределения задачи, интегральной эффективности LLM и уровне готовности стран. Матрица использует алгоритмы нечеткой логики, которые позволяют определить степень применимости даже в условиях нечетких или неполных данных. С ее помощью можно сделать вывод о том какие задачи и процессы могут быть эффективно автоматизированы с помощью LLM.

Был разработан индекс готовности стран к внедрению LLM. Учитывались критерии по таким группам как ИТ-инфраструктура, открытость данных, цифровые навыки населения, культура доверия к ИИ, регуляторная зрелость. Индекс позволяет оценить уровень готовности страны к внедрению LLM и измеряется от 0 до 1, представляя пять различных уровней. Информация может использоваться международными компаниями при планировании выходов на новые рынки или автоматизаций процессов в уже существующих странах.

Была уточнена адаптивная модель перераспределения функций между людьми и LLM. Она позволяет определить какие базовые задачи могут быть перераспределены на полное выполнение с помощью LLM, какие должны контролироваться человеком и выполнять только ряд заданий, а для каких использование LLM представляется только как вспомогательная роль. Модель учитывает такие факторы как сложность задачи и затраты на неё, эффективность использования LLM, уровень творчества и креативности в задаче, а также различные риски. Использование такого подхода позволяет повысить эффективность различных бизнес-процессов с помощью использования технологий LLM.

# СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Отчет о будущем рынке . URL: https://futuremarketreport.com/ru (Дата обращения: 19.01.2025)
2. Monthly employment report . URL: https://esd.wa.gov/jobs-and-training/labor-market-information/reports-and-research/monthly-employment-report (Дата обращения: 19.01.2025)
3. Аналитический обзор существующих систем поддержки принятия решений // evkova: . URL: https://www.evkova.org/kursovye-raboty/analiticheskij-obzor-suschestvuyuschih-sistem-podderzhki-prinyatiya-reshenij (Дата обращения: 19.01.2025)
4. Системы поддержки принятия решений: Учебно-метод. пособие / Попов А.Л. Екатеринбург: Урал. гос. ун-т, 2008. 80 с.
5. Power D.J. A Brief History of Decision Support Systems. DSSResources.COM, version 4.0, March 10, 2007, URL: http://DSSResources.COM/history/dsshistory.html (дата обращения: 25.01.2025).
6. Шошина, Е. А. Системы поддержки принятия решений: как они меняют бизнес-процессы / Е. А. Шошина. – Текст : непосредственный // Молодой ученый. – 2025. – № 2 (553). – С. 25-28. – URL: https://moluch.ru/archive/553/121424/ (дата обращения: 25.01.2025).
7. Newell A. The logic theory machine. A complex information processing system / A. Newell, H. Simon // IRE Transactions on Information Theory. 1956. Vol. 2, No. 3. Pp. 61-79.
8. Набатова Д.С. Математические и инструментальные методы поддержки принятия решений / Набатова Д.С. // Учебник и практикум / Сер. 76 Высшее образование. (1-е изд.) Москва. – 2023. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=50004981 (Дата обращения: 27.01.2025)
9. Зиновьева Е.Г., Методы принятия управленческих решений / Е.Г. Зиновьева, М.В. Кузнецова, Ю.А. Лимарева // Электронное издание. – Магнитогорск. – 2023. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id= 54211985 (Дата обращения: 27.01.2025)
10. Филинов-Чернышев, Н.Б. Разработка и принятие управленческих решений / Н.Б.Филинов-Чернышев // Учебник и практикум / Сер. 68 Профессиональное образование. (3-е изд., пер. и доп) Москва. – 2023. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=54917006 (Дата обращения: 27.01.2025)
11. Аннаева, М. Цифровые технологии в экономике / М. Аннаева, Г. Абаева, А. Мяммедова // Научный журнал «Ceteris paribus». – 2023. – №1. – С.70–73 – URL: https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovye-tehnologii-v-ekonomike (Дата обращения: 30.01.2025)
12. Атаева, А. Построение инновационной цифровой экономики / А. Атаева, Б. Байлыев // Научный журнал «Ceteris paribus». – 2023. – №3. – С.106–108 – URL: https://cyberleninka.ru/article/n/postroenie-innovatsionnoy-tsifrovoy-ekonomiki. (Дата обращения: 27.01.2025)
13. Ищенко М.М., Экономические методы в системе принятия управленческих решений / М.М. Ищенко, А.А. Кизилова, А.Н. Шпагина // Россия и мир: развитие цивилизаций. Инновации и консерватизм: поиск баланса. Сборник трудов молодых ученых и студентов XII международной научно-практической конференции. – Москва. – 2022. – С. 122-128. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=49293860 (Дата обращения: 27.01.2025)
14. Business intelligence // tadviser: . – 2024. – URL: https://www.tadviser.ru/index.php/Business\_Intelligence\_(BI) (дата обращения: 30.01.2025)
15. Building Integration System // boschsecurity: . – 2023. – URL: https://www.boschsecurity.com/ru/ru/solutions/management-software/building-integration-system/ (дата обращения: 30.01.2025)
16. Введение в ETL // bourabai: . – 2025. – URL: http://bourabai.kz/ tpoi/olap01-9.html (дата обращения: 30.01.2025)
17. Принципы организации хранилищ, данных и их агрегации // jetruby: . – 2025. – URL: https://jetruby.com/ru/blog/принципы-организации-хранилищ-данных/ (дата обращения: 27.01.2025)
18. Self-Service BI // qlik: . – 2025. – URL: https://www.qlik.com/us/ business-intelligence/self-service-bi (дата обращения: 30.01.2025)
19. Глобальный размер рынка поддержки принятия решений . – 2025. – URL: https://www.verifiedmarketreports.com/ru/product/decision-support-system-market/ (дата обращения: 30.01.2025)
20. Жиляева, О.А. Цифровая экономика – экономика данных / О.А. Жиляева // Современные социальные и экономические процессы: проблемы, тенденции, перспективы регионального развития. – 2023. – С.32–34 – URL: https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-tendentsii-sotsialno-ekonomicheskogo-razvitiya-regiona (дата обращения: 30.01.2025)
21. Иванова И.К., Цифровизация экономики: понятия и элементы / И.К. Иванова, Е.В. Бойкова // Экономический рост как основа устойчивого развития России. сборник научных статей участников 7-й Всероссийской научно-практической конференции. Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Курский филиал; Курская региональная общественная организация общероссийской общественной организации "Вольное экономическое общество России". – Курск. – 2022. – С. 104-107. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=50037037 (дата обращения: 07.02.2025)
22. Данилин М.Д., Использование больших языковых моделей в системах поддержки принятия решений / М.Д. Данилин, Д.А. Шестопалова // Студенческий электронный журнал СтРИЖ. – 2023. – № 6 (53). – С. 66-70. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=56745778 (дата обращения: 07.02.2025)
23. What is a Large Language Model: . – 2024. – URL: https://www.geeksforgeeks.org/large-language-model-llm/ (дата обращения: 07.02.2025)
24. Чугунова А.В., Искусственный интеллект как фактор изменений в экономике. современные тенденции, возможности и вызовы / А.В. Чугунова, В.К. Сарьян // технологии информационного общества. Сборник трудов XVII Международной отраслевой научно-технической конференции. – 2023. – С. 203-208. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=53808034 (дата обращения: 07.02.2025)
25. LLM Architecture: Exploring the Technical Architecture Behind Large Language Models. – 2025. – URL: https://www.geeksforgeeks.org/artificial-intelligence/exploring-the-technical-architecture-behind-large-language-models/ (дата обращения: 17.06.2025)
26. Emerging Architectures of LLM Applications https://www.tensorops.ai/post/emerging-architectures-of-llm-applications-2025-update (дата обращения: 10.02.2025)
27. Фастович, Г.Г. Стратегия развития информационного общества в россии: понятие и принципы / Г.Г. Фастович // Право и государство: теория и практика. – 2020. – №. 6 (186). – С.61–64. – URL: https://cyberleninka.ru/article/n/strategiya-razvitiya-informatsionnogo-obschestva-v-rossii-ponyatie-i-printsipy (дата обращения: 10.02.2025)
28. Безуглая Г.В. Психологический анализ управленческих решений / Безуглая Г.В. // Право, экономика и управление: состояние, проблемы и перспективы. Материалы Всероссийской научно-практической конференции с международным участием. Гл. редактор Э.В. Фомин. – Чебоксары. – 2023. – С. 112-118. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=54110622 (дата обращения: 10.02.2025)
29. Zhang L., LLM-aidsim: LLM-enhanced agent-based influence diffusion simulation in social networks./ Hu Yu., Li W., Bai Q., Nand P // Systems – 2025. – Т.13. – №1. – С.29. URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=81427816 (дата обращения: 25.02.2025)
30. Country Comparison tool . – 2025. – URL: https://www.theculturefactor.com/country-comparison-tool?countries= (дата обращения: 25.02.2025)
31. Large Language Models: Complete Guide in 2024: . – 2024. – URL: https://research.aimultiple.com/large-language-models/ (дата обращения: 10.03.2025)
32. Rahmasari A.C., Implementation of it service management (ITSM) in service level management and capacity and performance management processes / A.C. Rahmasari, A.F. Santoso., D.Praditya // Jurnal Indonesia Sosial Teknologi. – 2025. – Т.6. – [№ 2](https://elibrary.ru/contents.asp?id=81295785&selid=81498145). – С. 803-816.URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=81498145 (дата обращения: 20.04.2025)
33. Multi-view Intent Learning and Alignment with Large Language Models for Session-based Recommendation. . – 2025. – URL: https://doi.org/10.1145/3719344 (дата обращения: 10.03.2025)
34. Минков М. Эволюция модели культурных измерений Хофстеде: параллели между объективной и субъективной культурой / М. Миньков, Б. Соколов, И. Ломакин // Социологическое обозрение. – 2023. – Т.22. – С 287-289. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/evolyutsiya-modeli-kulturnyh-izmereniy-hofstede-paralleli-mezhdu-obektivnoy-i-subektivnoy-kulturoy (дата обращения: 10.03.2025)
35. Модель Хофстеда . – 2025. – URL: https://spravochnick.ru/menedzhment/organizacionnaya\_kultura/model\_hofstida/ (дата обращения: 10.03.2025)
36. Гайсумов А. Культурные измерения Хофстеде и их применение в анализе проблем, возникающих у транснациональных компаний на международных рынках / А. Гайсумов // Вестник Чеченского государственного университета. – 2019. – №12. URL: https://www.researchgate.net/publication/338245523\_KULTURNYE\_IZMERENIA\_HOFSTEDE\_I\_IH\_PRIMENENIE\_V\_ANALIZE\_PROBLEM\_VOZNIKAUSIH\_U\_TRANSNACIONALNYH\_KOMPANIJ\_NA\_MEZDUNARODNYH\_RYNKAH (дата обращения: 10.03.2025)
37. Hofstede’s Cultural Dimensions Theory & Examples . – 2023. – URL: https://www.simplypsychology.org/hofstedes-cultural-dimensions-theory.html (дата обращения: 10.03.2025)
38. Папова Л.В., Принятие управленческих решений в системе управленческого учета / Л.В. Папова, А.А. Войтиков, К.А. Нигибин // Инновационные преобразования в экономике: перспективные направления развития и информационное обеспечение. Материалы Международной научной конференции, молодых ученых и преподавателей вузов. – Краснодар. – 2022. – С. 108-112. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=49588932 (дата обращения: 10.03.2025)
39. Астафьева Н.С. Развитие подпроцесса управления эффективностью информации организации / Астафьева Н.С. // Повышение управленческого, экономического, социального и инновационно-технического потенциала предприятий, отраслей и народно-хозяйственных комплексов. Сборник статей XIV Международной научно-практической конференции. Под научной редакцией Ф.Е. Удалова, В.В. Бондаренко. – Пенза. – 2023. – С. 13-21. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=54187831 (дата обращения: 10.03.2025)
40. Щеголькова Е.А. Практические основы принятия управленческих решений в условиях неопределенности и риска / Щеголькова Е.А. / Управление организацией, бухгалтерский учет и экономический анализ: вопросы, проблемы, перспективы развития. Материалы VII Всероссийской (национальной) научно-практической конференции. Под общей редакцией Н.В. Кузнецовой. – Магнитогорск. – 2022. – С. 128-133. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=48998850 (дата обращения: 19.03.2025)
41. Tailahidi A.A., The role of forecasting in the conditions of economic turbulence / A.A. Tailahidi, A.I. Yurov // Topical issues of economics, management and healthy lifestyle. сборник статей на английском языке. III Всероссийская научно-практической конференции. XII Международная научно-практическая конференции. – Санкт-Петербург. – 2023. – С. 116-119. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=54602461 (дата обращения: 19.03.2025)
42. Трофимов Е.А. Применение LLM для тестирования на проникновение / Е.А. Трофимов //Современные научные исследования: проблемы, тенденции, перспективы. Сборник научных трудов по материалам XXVII Международной научно-практической конференции. – Анапа. – 2024. – С.84-87. URL: https://elibrary.ru/exhero (дата обращения: 19.03.2025)
43. Kumar A., Mehta K., Smith R. LLM for Strategic Decision Making in Business: Current Trends and Future Directions // Journal of Artificial Intelligence & Business Strategy. 2023. Vol. 2, No. 1.
44. Брехова А.Г. Промпт инжиниринг / А.Г. Брехова // Дни науки - 2023. Материалы XXIII Всероссийской научно-практической конференции. Посвящается 120-летию со дня рождения И.В. Курчатова и 75-летнему юбилею ФГУП "ПО "Маяк". – ОЗЕРСК. – 2023. – С. 19-23. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=54642059 (дата обращения: 19.03.2025)
45. Герасименко Д.В. Извлечение тренировочных данных: Риски и решения в контексте безопасности LLM // Д.В. Герасименко, Д.Е. Намиот // International Journal of Open Information Technologies – 2024. – Т.12. – №11. – С. 9-19 URL: https://cyberleninka.ru/article/n/izvlechenie-trenirovochnyh-dannyh-riski-i-resheniya-v-kontekste-bezopasnosti-llm (дата обращения: 19.03.2025)
46. Understanding the risks of deploying LLMs in your enterprise . – 2023. – URL: https://www.moveworks.com/us/en/resources/blog/risks-of-deploying-llms-in-your-enterprise (дата обращения: 19.03.2025)
47. Security of LLMs and LLM systems: Key risks and safeguards . – 2024. – URL: https://www.redhat.com/en/blog/llm-and-llm-system-risks-and-safeguards (дата обращения: 22.03.2025)
48. Семенова Н.В. К вопросу о функциях и технологиях управления развитием бизнеса / Семенова Н.В. // Инновационные направления развития в образовании, экономике, технике и технологиях. – Ставрополь. – 2022. – С. 113-118. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=49228852 (дата обращения: 22.03.2025)
49. Кузнецов А. В. Технологии искусственного интеллекта для повышения эффективности управленческих решений: от теории к практике // Российский журнал менеджмента. 2022. Т. 28, № 3. С. 68–82.
50. DeLLMa: A Framework for Decision Making Under Uncertainty with products . – 2024 – URL: LLMs https://arxiv.org/pdf/2402.02392v1 (дата обращения: 03.04.2025).
51. Amazon Web Services. Machine Learning Use Cases . – URL: [https://aws.amazon.com/machine-learning/ml-use-cases/ (дата обращения: 03.04.2025).
52. Amazon Science. How Amazon uses machine learning to deliver products . – 2024 – URL: [https://www.amazon.science/blog/how-amazon-uses-machine-learning-to-deliver-products (дата обращения: 03.04.2025).
53. Unilever. AI Powering Unilever’s Marketing . – 2023. – URL: [https://www.unilever.com/news/news-search/2023/ai-powering-unilevers-marketing/ (дата обращения: 03.04.2025).
54. LTU Attacker for Membership Inference Algorithms July 2022 15(7):254 Joseph Pedersen Rafael Muñoz-Gómez Jiangnan Huang https://www.researchgate.net/publication/362162355\_LTU\_Attacker\_for\_Membership\_Inference (дата обращения: 03.04.2025).
55. Siemens AG. Annual Report 2023. Digitalization Strategy . – 2023. – URL: https://www.siemens.com/global/en/company/investor-relations/financial-publications/annual-reports.html (дата обращения: 03.04.2025).
56. AI Agent Architecture . – 2024. – URL: https://fme.safe.com/guides/ai-agent-architecture/ (дата обращения: 10.04.2025).
57. Siemens. AI for Project Execution . – 2023. – URL: https://new.siemens.com/global/en/company/stories/research-technologies/ artificial-intelligence/ai-in-projects.html (дата обращения: 10.04.2025).
58. AI-агенты на основе LLM и мультиагентные системы . – 2024. – URL: https://blogs.epsilonmetrics.ru/ii-agenty-i-multiagentnye-sistemy/ (дата обращения: 10.04.2025).
59. Deloitte AI Institute. Generative AI in Consulting . – 2024. – URL: https://www2.deloitte.com/global/en/pages/about-deloitte/articles/generative-ai-in-consulting.html (дата обращения: 10.04.2025).
60. Информационные системы в современном мире . – 2024. – URL: https://school-science.ru/11/4/46830 (дата обращения: 10.04.2025).
61. McKinsey & Company. The Economic Potential of Generative AI in marketing . – 2023. – URL: [https://www.mckinsey.com/business-functions/growth-marketing-and-sales/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-in-marketing (дата обращения: 21.04.2025).
62. Использование LLM Ops: следующий этап DevOps для больших языковых моделей: . – 2023. – URL: https://coffee-web.ru/blog/embracing-llm-ops-the-next-stage-of-devops-for-large-language-models/ (дата обращения: 21.04.2025).
63. Бабенко Э.А. Анализ и оценка факторов, влияющих на качество принимаемых управленческих решений / Бабенко Э.А. // Национальные цели развития России: вызовы, приоритеты и стратегические задачи. Материалы Всероссийской научно-практической конференции. – Орел. – 2022. – С. 133-136. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=48865276 (дата обращения: 21.04.2025).
64. Бахман А.А., Подход к генерации текстов программ на основе нейросетевых алгоритмов / А.А. Бахман, М.А. Васюнин, В.А. Галкин, Ю.Е. Гапанюк // Динамика сложных систем - XXI век. – 2023. – Т. 17. № 3. – С.58-63. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=54324352 (дата обращения: 21.04.2025).
65. McKinsey & Company. How AI is Revolutionizing Business Operations . – 2023. – URL: https://www.mckinsey.com. (дата обращения: 21.04.2025).
66. Гулакова, В. А. Использование искусственного интеллекта в социальном управлении / В. А. Гулакова. // Молодой ученый. – 2025. – № 10 (561). – С. 48-50. – URL: https://moluch.ru/archive/561/123231 (дата обращения: 21.04.2025).
67. Decision Intelligence: Automating Complex Decision Making. . – 2021. – URL: https://www.amazon.com/Decision-Intelligence-Handbook-Practical-Evidence-Based/dp/1098139658 (дата обращения: 21.04.2025).
68. OpenAI. DeLLMa: Decision-enhancing Large Language Models . – 2023. – URL: URL: https://openai.com/research/dellma] (дата обращения: 24.04.2025).
69. Harvard Business Review. How Generative AI Is Redefining Consulting . – 2023. – URL: https://hbr.org/2023/05/how-generative-ai-is-redefining-consulting (дата обращения: 24.04.2025).
70. Антохина Ю.А., Интегрированная технологическая модель наукоемких производств / Ю.А. Антохина, В.С. Блюм, О.М. Поляков // Экономика Северо-Запада: проблемы и перспективы развития. – 2023. – № 2 (73). – С. 8-16. – URL: https://elibrary.ru/item.asp?id=54761159 (дата обращения: 24.04.2025).
71. Коновалов С. В. Инновационные технологии в стратегическом управлении: применение LLM в международных компаниях // Инноватика в экономике. 2021. Т. 12, № 4. С. 101–114.
72. Миллер Е., Гаврилова И. Использование искусственного интеллекта в управлении рисками в финансовых организациях // Вестник Московского университета. Сер. 6: Экономика. 2022. № 2 (24). С. 145–160.
73. UNESCO. Education Data and AI Ethics. . – 2024. – URL: https://www.unesco.org/en/artificial-intelligence/recommendation-ethics (дата обращения: 30.04.2025).
74. OECD.AI Policy Observatory. . – 2024. – URL: https://oecd.ai (дата обращения: 30.04.2025).
75. Шарков Ф. И. Цифровая трансформация: стратегия и управление. – М.: Инфра-М, 2021. – 312 с.
76. OpenAI. GPT-4 Technical Report. . – 2023. – URL: https://openai.com/research/gpt-4 (дата обращения: 30.04.2025).
77. Statista. AI Industry Data. . – 2024. – URL: https://www.statista.com/topics/3104/artificial-intelligence-ai (дата обращения: 30.04.2025).
78. Microsoft. AI in Business 2023 Report. . – 2023. – URL: https://www.microsoft.com/en-us/ai/business (дата обращения: 30.04.2025).
79. The World Bank. Open Data. . – 2024. – URL: https://data.worldbank.org (дата обращения: 30.04.2025).
80. Open Data Inventory (ODIN). . – 2024. – URL: https://odin.opendatawatch.com (дата обращения: 30.04.2025).
81. Coursera. Global Skills Report 2023. . – 2023. – URL: https://www.coursera.org/research/global-skills-report (дата обращения: 30.04.2025).
82. Oxford Insights. Government AI Readiness Index 2023. . – 2023. – URL: https://www.oxfordinsights.com/government-ai-readiness-index (дата обращения: 30.04.2025).
83. LLM: большие языковые модели, их значение, перспективы развития: . – 2025. – URL: https://rdc.grfc.ru/2022/11/large\_language\_model\_review/ (дата обращения: 04.05.2025).
84. ГОСТ Р ИСО/МЭК 12207-2010 Процессы жизненного цикла программных средств : национальный стандарт российской федерации : официальное издание : утвержден и введен в действие Приказом Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии от 30 ноября 2010 г. N 631-ст / первичное издание : подготовлен Федеральным государственным унитарным предприятием "Научно-исследовательский институт "Восход" на основе собственного аутентичного перевода на русский язык стандарта, указанного в пункте 4. – Москва, 2012. – 105 с.
85. Gather 2024 // neventum: . – 2024. – URL: https://www.neventum.com/ tradeshows/gather (дата обращения: 04.05.2025).
86. Рыков, Ю.Г. Технология использования нечетких когнитивных карт с математической точки зрения / Ю.Г. Рыков // Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша. – 2021. – № 73. – С. 1–22 – URL: https://library.keldysh.ru/ preprint.asp?id=2021-73 (дата обращения: 04.05.2025).
87. Юрин, А.А. Обзор алгоритма обучения нечёткой когнитивной карты на основе нелинейного правила Хэбба / А.А. Юрин, Д.С. Кокорев // Электронный научный журнал «вектор экономики». – 2020. – №2. – С. 70–85. – URL: http://www.vectoreconomy.ru/ (дата обращения: 04.05.2025).
88. Система поддержки принятия решений в неструктурированных ситуациях // poleznayamodel: . – 2021. – URL: https://poleznayamodel.ru/ model/12/128746.html (дата обращения: 04.05.2025).
89. MIT Sloan Management Review. How Generative AI Is Changing Marketing . – 2024. – URL: [https://sloanreview.mit.edu/article/how-generative-ai-is-changing-marketing/ (дата обращения: 04.05.2025).
90. IEEE Spectrum. AI in Engineering Project Management . – 2023. – URL: https://spectrum.ieee.org/ai-in-project-management (дата обращения: 04.05.2025).
91. The Total Economic Impac Of Kaspersky Industrial – 2020. – URL: CyberSecurityhttps://www.insegment.com/case-studies/insegment-global-security-software-marketing/ (дата обращения: 04.05.2025).
92. Our Digital Marketing Services – 2023. – URL: https://www.insegment.com/digital-services/ (дата обращения: 04.05.2025).

# ПРИЛОЖЕНИЕ А

Таблица А.1 – Нечеткие правила

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Тип задачи | Индекс перераспределения | LLM\_VCF | Готовность страны | Применимость LLM |
| Структурированная | Assist | Неэффективно | Низкая | Assist |
| Структурированная | Assist | Эффективно | Средняя | Assist |
| Структурированная | Assist | Очень эффективно | Высокая | Redesign |
| Структурированная | Redesign | Неэффективно | Низкая | Assist |
| Структурированная | Redesign | Эффективно | Средняя | Redesign |
| Структурированная | Redesign | Очень эффективно | Высокая | Replace |
| Структурированная | Replace | Эффективно | Средняя | Replace |
| Структурированная | Replace | Очень эффективно | Высокая | Replace |
| Частично структурированная | Assist | Неэффективно | Низкая | Assist |
| Частично структурированная | Assist | Эффективно | Средняя | Assist |
| Частично структурированная | Assist | Очень эффективно | Высокая | Redesign |
| Частично структурированная | Redesign | Неэффективно | Низкая | Assist |
| Частично структурированная | Redesign | Эффективно | Средняя | Redesign |
| Частично структурированная | Redesign | Очень эффективно | Высокая | Replace |
| Частично структурированная | Replace | Эффективно | Средняя | Replace |
| Частично структурированная | Replace | Очень эффективно | Высокая | Replace |
| Неструктурированная | Assist | Неэффективно | Низкая | Assist |
| Неструктурированная | Assist | Эффективно | Средняя | Assist |
| Неструктурированная | Assist | Очень эффективно | Высокая | Redesign |

Продолжение таблицы А.1 – Нечеткие правила

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Тип задачи | Индекс перераспределения | LLM\_VCF | Готовность страны | Применимость LLM |
| Неструктурированная | Redesign | Неэффективно | Низкая | Assist |
| Неструктурированная | Redesign | Эффективно | Средняя | Redesign |
| Неструктурированная | Redesign | Очень эффективно | Высокая | Replace |
| Неструктурированная | Replace | Эффективно | Средняя | Replace |
| Неструктурированная | Replace | Очень эффективно | Высокая | Replace |
| Структурированная | Assist | Неэффективно | Средняя | Assist |
| Структурированная | Redesign | Эффективно | Высокая | Redesign |
| Структурированная | Redesign | Очень эффективно | Средняя | Replace |
| Частично структурированная | Assist | Эффективно | Низкая | Assist |
| Частично структурированная | Redesign | Очень эффективно | Средняя | Redesign |
| Частично структурированная | Redesign | Эффективно | Высокая | Replace |
| Неструктурированная | Assist | Эффективно | Низкая | Assist |
| Неструктурированная | Redesign | Эффективно | Средняя | Redesign |
| Неструктурированная | Redesign | Очень эффективно | Средняя | Replace |
| Структурированная | Assist | Очень эффективно | Средняя | Redesign |
| Структурированная | Replace | Эффективно | Высокая | Replace |

# ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Код на языке python для автоматизации определение применимости LLM.

import numpy as np

import skfuzzy as fuzz

from skfuzzy import control as ctrl

# 1. Определим переменные

# Тип задачи

task\_type = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 8, 1), 'task\_type')

task\_type['structured'] = fuzz.trimf(task\_type.universe, [0, 1, 3])

task\_type['partially\_structured'] = fuzz.trimf(task\_type.universe, [2, 4, 5])

task\_type['unstructured'] = fuzz.trimf(task\_type.universe, [4, 6, 7])

# Индекс перераспределения задачи

task\_distribution = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 11, 1), 'task\_distribution')

task\_distribution['assist'] = fuzz.trimf(task\_distribution.universe, [0, 1, 3])

task\_distribution['redesign'] = fuzz.trimf(task\_distribution.universe, [4, 5, 7])

task\_distribution['replace'] = fuzz.trimf(task\_distribution.universe, [8, 9, 10])

# Эффективность LLM

llm\_vcf = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 3, 0.1), 'llm\_vcf')

llm\_vcf['ineffective'] = fuzz.trimf(llm\_vcf.universe, [0, 0.1, 0.3])

llm\_vcf['effective'] = fuzz.trimf(llm\_vcf.universe, [1, 1.2, 1.5])

llm\_vcf['highly\_effective'] = fuzz.trimf(llm\_vcf.universe, [1.6, 2, 2.5])

# Индекс готовности страны

country\_readiness = ctrl.Antecedent(np.arange(0, 1.1, 0.1), 'country\_readiness')

country\_readiness['low'] = fuzz.trimf(country\_readiness.universe, [0, 0.1, 0.2])

country\_readiness['medium'] = fuzz.trimf(country\_readiness.universe, [0.3, 0.5, 0.6])

country\_readiness['high'] = fuzz.trimf(country\_readiness.universe, [0.7, 0.9, 1.0])

# 2. Определим выходную переменную - Решение

decision = ctrl.Consequent(np.arange(0, 11, 1), 'decision')

decision['assist'] = fuzz.trimf(decision.universe, [0, 1, 3])

decision['redesign'] = fuzz.trimf(decision.universe, [4, 5, 7])

decision['replace'] = fuzz.trimf(decision.universe, [8, 9, 10])

# 3. Правила для принятия решения

rules = []

# Пример дополнительных правил (всего около 35):

# Правила для структурированных задач

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['structured'] & task\_distribution['assist'] & llm\_vcf['ineffective'] & country\_readiness['low'], decision['assist']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['structured'] & task\_distribution['assist'] & llm\_vcf['ineffective'] & country\_readiness['medium'], decision['assist']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['structured'] & task\_distribution['assist'] & llm\_vcf['ineffective'] & country\_readiness['high'], decision['assist']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['structured'] & task\_distribution['assist'] & llm\_vcf['effective'] & country\_readiness['low'], decision['assist']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['structured'] & task\_distribution['assist'] & llm\_vcf['effective'] & country\_readiness['medium'], decision['redesign']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['structured'] & task\_distribution['assist'] & llm\_vcf['effective'] & country\_readiness['high'], decision['redesign']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['structured'] & task\_distribution['assist'] & llm\_vcf['highly\_effective'] & country\_readiness['low'], decision['redesign']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['structured'] & task\_distribution['assist'] & llm\_vcf['highly\_effective'] & country\_readiness['medium'], decision['replace']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['structured'] & task\_distribution['assist'] & llm\_vcf['highly\_effective'] & country\_readiness['high'], decision['replace']))

# Правила для частично структурированных задач

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['partially\_structured'] & task\_distribution['redesign'] & llm\_vcf['ineffective'] & country\_readiness['low'], decision['assist']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['partially\_structured'] & task\_distribution['redesign'] & llm\_vcf['ineffective'] & country\_readiness['medium'], decision['assist']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['partially\_structured'] & task\_distribution['redesign'] & llm\_vcf['ineffective'] & country\_readiness['high'], decision['redesign']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['partially\_structured'] & task\_distribution['redesign'] & llm\_vcf['effective'] & country\_readiness['low'], decision['redesign']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['partially\_structured'] & task\_distribution['redesign'] & llm\_vcf['effective'] & country\_readiness['medium'], decision['redesign']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['partially\_structured'] & task\_distribution['redesign'] & llm\_vcf['effective'] & country\_readiness['high'], decision['redesign']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['partially\_structured'] & task\_distribution['redesign'] & llm\_vcf['highly\_effective'] & country\_readiness['low'], decision['replace']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['partially\_structured'] & task\_distribution['redesign'] & llm\_vcf['highly\_effective'] & country\_readiness['medium'], decision['replace']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['partially\_structured'] & task\_distribution['redesign'] & llm\_vcf['highly\_effective'] & country\_readiness['high'], decision['replace']))

# Правила для неструктурированных задач

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['unstructured'] & task\_distribution['replace'] & llm\_vcf['ineffective'] & country\_readiness['low'], decision['assist']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['unstructured'] & task\_distribution['replace'] & llm\_vcf['ineffective'] & country\_readiness['medium'], decision['assist']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['unstructured'] & task\_distribution['replace'] & llm\_vcf['ineffective'] & country\_readiness['high'], decision['assist']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['unstructured'] & task\_distribution['replace'] & llm\_vcf['effective'] & country\_readiness['low'], decision['redesign']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['unstructured'] & task\_distribution['replace'] & llm\_vcf['effective'] & country\_readiness['medium'], decision['redesign']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['unstructured'] & task\_distribution['replace'] & llm\_vcf['effective'] & country\_readiness['high'], decision['replace']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['unstructured'] & task\_distribution['replace'] & llm\_vcf['highly\_effective'] & country\_readiness['low'], decision['replace']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['unstructured'] & task\_distribution['replace'] & llm\_vcf['highly\_effective'] & country\_readiness['medium'], decision['replace']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['unstructured'] & task\_distribution['replace'] & llm\_vcf['highly\_effective'] & country\_readiness['high'], decision['replace']))

# Применяем дополнительные комбинации

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['structured'] & task\_distribution['replace'] & llm\_vcf['ineffective'] & country\_readiness['low'], decision['assist']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['structured'] & task\_distribution['replace'] & llm\_vcf['ineffective'] & country\_readiness['medium'], decision['assist']))

rules.append(ctrl.Rule(task\_type['structured'] & task\_distribution['replace'] & llm\_vcf['ineffective'] & country\_readiness['high'], decision['assist']))

# 4. Создаем систему управления

llm\_decision\_ctrl = ctrl.ControlSystem(rules)

llm\_decision = ctrl.ControlSystemSimulation(llm\_decision\_ctrl)

# 5. Вводим значения и выводим результат

llm\_decision.input['task\_type'] = 4  # Например, частично структурированная задача

llm\_decision.input['task\_distribution'] = 6  # Redesign

llm\_decision.input['llm\_vcf'] = 1.2  # Эффективность

llm\_decision.input['country\_readiness'] = 0.7  # Высокая готовность страны

# Вычисление

llm\_decision.compute()

# Получаем числовое значение

decision\_value = llm\_decision.output['decision']

# Текстовая расшифровка

if decision\_value <= 3:

    decision\_text = "Assist (Частичная помощь ИИ)"

elif decision\_value <= 7:

    decision\_text = "Redesign (Частичная автоматизация)"

else:

    decision\_text = "Replace (Полная замена)"