

Сравнительный анализ цифровой базы знаний и LLM-ассистента для поддержки бизнес-процессов в Industry 4.0

Д. И. Маврин

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

daniil.mavrin02@gmail.com

Аннотация. В статье представлен сравнительный анализ эффективности цифровой базы знаний на основе цепей Маркова и LLM-ассистента в контексте Industry 4.0. На примере данных компании TKS.RU проведено экспериментальное сравнение технологий по ключевым метрикам: время ответа, точность, удобство использования, затратность и гибкость обновления. Результаты показали равную точность обеих систем (5/5), однако LLM-ассистент превзошел базу знаний в скорости обработки запросов (0.5 мин против 2 мин) и адаптивности к динамичным условиям, тогда как база знаний сохранила преимущество в стабильности и нулевой стоимости эксплуатации. Обоснована целесообразность гибридного подхода, объединяющего надежность цепей Маркова и гибкость LLM, а также перспективы их внедрения для оптимизации бизнес-процессов и укрепления технологического суверенитета российской экономики.

Ключевые слова: цепи Маркова, искусственный интеллект, LLM, база знаний, показатели эффективности

I. ВВЕДЕНИЕ: ЦИФРОВЫЕ БАЗЫ ЗНАНИЙ В ЭПОХУ INDUSTRY 4.0

В современном бизнесе цифровые технологии и интеллектуальные системы играют ключевую роль в интеграции информации и принятии оперативных решений. Эффективные цифровые базы знаний поддерживают управление инновациями, предоставляя доступ к структурированным данным и аналитическим инструментам для оптимизации работы предприятия.

A. Постановка проблемы

Традиционные базы знаний, построенные на основе цепей Маркова, позволяют структурировать информацию и моделировать вероятностные переходы между состояниями, обеспечивая поддержку принятия решений. Однако с развитием технологий искусственного интеллекта появились более гибкие и мощные инструменты, такие как большие языковые модели (LLM), обладающие высокой адаптивностью к контексту и возможностью обработки сложных запросов. В связи с этим возникает необходимость сравнительной оценки эффективности традиционного и современного подходов, выявления их преимуществ и ограничений для дальнейшей интеграции в бизнес-процессы.

B. Цели и задачи исследования

Целью данной работы является сравнительный анализ базы знаний, построенной на основе цепей Маркова, и LLM-ассистента, обученного на данных компании TKS.RU, с точки зрения их эффективности в поддержке бизнес-решений.

Для достижения данной цели поставлены следующие задачи:

- Обосновать использование цепей Маркова как математического инструмента для построения базы знаний.
- Разработать взаимосвязанную базу знаний, используя выявленные ключевые термины и их связи.
- Определить ключевые бенчмарки эффективности и провести экспериментальное сравнение цепей Маркова и LLM-ассистента.
- Сделать выводы о применимости каждого из подходов в бизнес-среде и их перспективах развития.

Результаты исследования позволят определить оптимальные направления для дальнейшей интеграции цифровых инструментов в инновационный менеджмент и поддержку бизнес-процессов.

II. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ

A. Цепи Маркова

Цепи Маркова представляют собой математические модели случайных процессов, в которых вероятность перехода в следующее состояние определяется исключительно текущим состоянием, а не предшествующей историей. Это свойство, называемое марковским условием, позволяет эффективно моделировать динамику сложных систем в условиях неопределённости [1, 2]. Такой подход нашёл широкое применение при анализе и прогнозировании процессов в сферах IoT и Industry 4.0, где системы характеризуются высокой динамичностью и неопределённостью [3]. Применение цепей Маркова позволяет оптимизировать процессы, прогнозировать поведение систем в реальном времени и принимать обоснованные управленческие решения в сложных технологических средах.

В. Большие языковые модели

Большие языковые модели (LLM) основаны на архитектуре трансформеров и обучаются на обширных корпусах текстовых данных, что позволяет им генерировать контекстуально релевантный и осмысленный текст. Современные LLM-ассистенты демонстрируют высокую адаптивность и эффективность в обработке естественного языка, что делает их незаменимыми в системах поддержки принятия решений и автоматизации бизнес-процессов [4, 5]. В рамках предыдущих исследований автором был разработан LLM-ассистент, обученный на данных компании TKS.RU, для интеграции в бизнес-процессы организации. Такой подход позволяет повысить качество коммуникации и скорость обработки информации, что критически важно для современных инновационных систем [6, 7].

III. Методология исследования

А. Исходные данные

В основу исследования легли 150 корпоративных документов TKS.RU (2020–2024 гг.). Для анализа использовались:

- *Google Colab* и *Python* (библиотеки *nltk*, *spaCy*) – для обработки текстов, выделения ключевых терминов (топ-15: «IoT», «Big Data», «оптимизация») и построения семантической сети связей.
- *Gephi* – для визуализации Word Network, где узлы отражают термины, а ребра – силу их взаимосвязей (вес ≥ 0.7).
- *Confluence* & *Jira* – для создания модульной базы знаний с гиперссылками между статьями и терминами.

В. Процесс построения базы знаний

Текстовый анализ:

- Устранение стоп-слов, лемматизация.
- Формирование иерархии терминов по уровням.
- Визуализация структуры в нотации Archimate (рис. 1, рис. 2).

Интеграция LLM-ассистента:

- Использована модель (GPT-4o), дообученная на данных TKS.RU через *fine-tuning*.

- Реализация: API-доступ для сотрудников с контекстным ограничением ответов.

Экспериментальное сравнение:

- Участники: 10 сотрудников TKS.RU (аналитики, менеджеры).

Сценарии:

- 20 тестовых запросов, отражающих типовые задачи (например, «Настройка IoT-датчиков для склада»).

Метрики:

- Время ответа – медианное время поиска ответа.
- Точность – оценка экспертов от 1 до 5.
- Удобство – оценка экспертов от 1 до 5.
- Обновление данных – медианное время загрузки нового блока данных в систему.
- Стоимость – стоимость содержания системы в \$/мес.

Процедура эксперимента:

- Сотрудники искали ответы в базе знаний, фиксируя время и оценивая релевантность.
- Те же запросы задавались LLM, после чего сравнивались скорость и качество ответов.
- Проведен опрос для оценки удобства интерфейсов и гибкости систем.

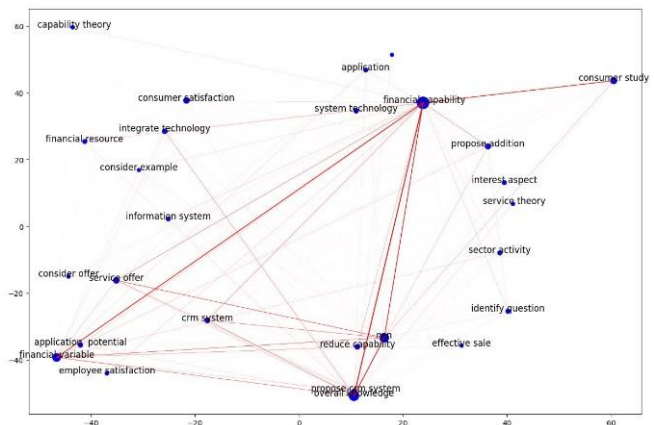


Рис. 1. Сеть терминов

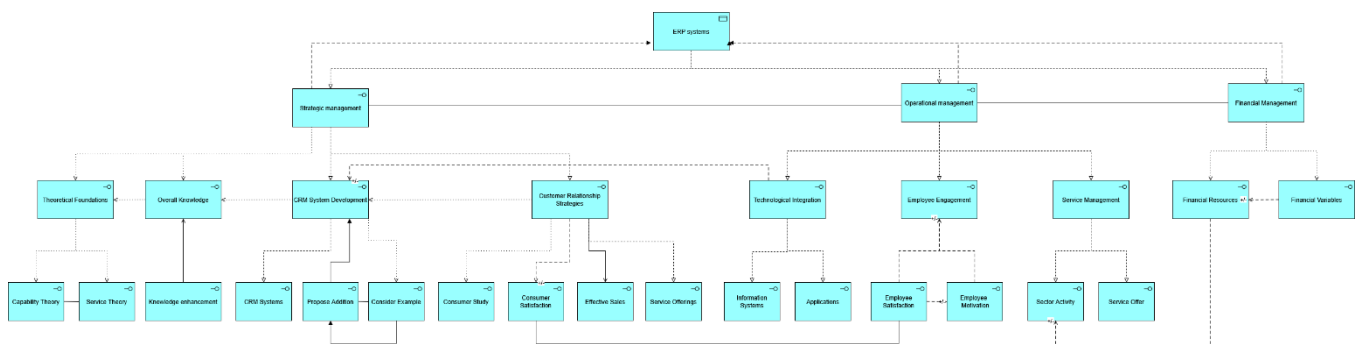


Рис. 2. Пирамида терминов

IV. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТА И ВЫВОДЫ

ТАБЛИЦА 1. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТА

Бенчмарк	База знаний	LLM-ассистент
Время ответа (мин)	2	0.5
Точность (1-5)	5	5
Удобство (1-5)	3.5/5	4.7/5
Обновление данных (мин)	100	45
Стоимость (\$/мес)	0	98

A. Анализ результатов

Эксперимент подтвердил, что точность ответов как у LLM-ассистента, так и у базы знаний на основе цепей Маркова достигает максимальной оценки (5/5). Однако ключевые различия заключаются в затратности и эксплуатационных характеристиках.

База знаний

Нулевая стоимость содержания, но высокие первоначальные затраты на создание (ручной анализ данных, построение иерархии терминов, интеграция модулей).

Идеальна для статичных процессов, где требования к данным не меняются, а риск галлюцинаций, свойственных LLM – недопустим (например, стандартные инструкции по IoT-оборудованию).

LLM-ассистент

Низкая затратность создания (обучение на эмбединг данных компании), но ежемесячные расходы на токены и вычислительные ресурсы.

Эффективен в динамичных средах, где требуется адаптация к новым данным.

B. Оптимальные сферы применения

Базы знаний остаются актуальными в:

- Промышленности (например, прогнозирование отказов оборудования на производственных линиях).
- Регламентированных отраслях (авиация, фармацевтика), где каждый шаг должен быть строго документирован и контролируем.
- Системах реального времени (мониторинг IoT-сенсоров), где критична стабильность.

LLM доминирует в:

- Клиентской поддержке, где требуется персонализация и скорость.
- Аналитике Big Data (выявление скрытых паттернов в исторических данных).
- Стартапах, где важно быстрое развертывание решений без глубокой разработки.

Несмотря на равную точность, LLM-ассистент и база знаний решают разные бизнес-задачи. Первый обеспечивает скорость и адаптивность, вторая – надежность и нулевую стоимость. Для компаний вроде TKS.RU, где часть процессов стандартизирована, а часть требует гибкости, оптимален симбиоз технологий.

Развитие проекта будет направлено на создание автономного агента, способного не только отвечать на запросы, но и выполнять действия в корпоративных системах, минимизируя человеческое вмешательство. Это сократит операционные издержки и ускорит принятие решений в условиях неопределенности.

V. ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗВИТИЯ

Дальнейшее развитие проекта предполагает создание гибридной системы, объединяющей преимущества LLM-ассистента и базы знаний на цепях Маркова. Такой симбиоз позволит использовать LLM для обработки нестандартных запросов и генерации креативных решений, а базу знаний — для предоставления шаблонных алгоритмов и нормативов в регламентированных процессах. Например, при запросе об оптимизации логистики LLM сможет предложить инновационные идеи, а цепь Маркова обеспечит доступ к проверенным методикам и историческим данным. Для снижения эксплуатационных затрат планируется переход на локальные языковые модели (например, LLaMA 3) и оптимизацию вычислительных ресурсов через квантование, что сократит зависимость от облачных сервисов.

Важным направлением станет автоматизация обновлений знаний: LLM-ассистент будет анализировать новые корпоративные документы, формировать эмбединги и интегрировать их как в собственную модель, так и в модули базы знаний. Это минимизирует ручной труд и ускорит адаптацию систем к изменениям. Кроме того, в перспективе LLM получит агентские функции — возможность взаимодействовать с ERP-системами для автономного выполнения задач, таких как составление отчетов, планирование ресурсов или мониторинг оборудования. Например, при обнаружении аномалий в данных IoT-сенсоров модель сможет автоматически инициировать создание заявки на обслуживание, сокращая время реагирования.

Таким образом, развитие проекта направлено на превращение LLM-ассистента в интеллектуальный агент, способный не только генерировать ответы, но и принимать решения в рамках корпоративных процессов, что повысит автономность системы и снизит нагрузку на сотрудников.

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенное исследование достигло поставленной цели: сравнительный анализ базы знаний на цепях Маркова и LLM-ассистента подтвердил их принципиальные различия в эффективности, затратности и сферах применения. Обе технологии продемонстрировали максимальную точность (5/5), однако эксперимент выявил ключевые преимущества каждого подхода:

База знаний идеальна для регламентированных процессов (промышленность, IoT), где критичны стабильность и нулевая стоимость эксплуатации.

LLM-ассистент превосходит в скорости обработки запросов (0.5 мин против 2 мин) и адаптивности к динамичным условиям, что делает его незаменимым в клиентской поддержке и аналитике Big Data.

Перспективы развития связаны с созданием гибридных систем, объединяющих надежность цепей Маркова и гибкость LLM. Например, интеграция автономного агента на базе LLM с ERP-системами позволит автоматизировать рутинные задачи (составление отчетов, мониторинг оборудования), сократив операционные издержки.

Для экономики Российской Федерации внедрение таких технологий особенно актуально в условиях цифровой трансформации и импортозамещения. Использование LLM и цепей Маркова в промышленности, логистике и госсекторе повысит конкурентоспособность предприятий, оптимизирует управление ресурсами и ускорит переход к стандартам Industry 4.0. Разработка локальных языковых моделей (например, на базе отечественных решений) снизит зависимость от зарубежных технологий и усилит технологический суверенитет.

Таким образом, результаты исследования подтверждают, что симбиоз традиционных и современных методов обработки знаний открывает новые возможности для инновационного менеджмента и укрепления позиций российского бизнеса в глобальной экономике.

БЛАГОДАРНОСТЬ

Выражаю благодарность заведующей кафедрой Инновационного Менеджмента СПбГЭТУ «ЛЭТИ» Брусаковой Ирине Александровне за советы, ценные рекомендации и общее научное руководство, которые сыграли важную роль в развитии моих научных взглядов и направлении работы.

Также выражаю признательность ведущему инженеру-программисту компании ООО «ТКС.РУ» Васильеву Александру Сергеевичу и генеральному директору ООО «ТКС.РУ» Суходольской Ольге Владиславовне за их постоянное содействие в моих научных начинаниях, консультации и помощь при подготовке серии статей об искусственном интеллекте и его внедрении в бизнес, которую я разрабатываю в рамках своей магистерской диссертации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Математическая энциклопедия. URL: <https://old.bigenc.ru/mathematics/text/2187018> (дата обращения: 19.02.2025).
- [2] Зорин А.В., Зорин В.А., Пройдакова Е.В., Федоткин М.А. Введение в общие цепи Маркова: Учебно-метод. пособие. Нижний Новгород: Нижегородский госуниверситет, 2013. 51 с.
- [3] Математическое моделирование и вычислительные методы. Пенза: ПГУ. URL: <https://elibrary.ru/files/eb/BDrsXFMOWQXN.pdf> (дата обращения: 19.02.2025).
- [4] Yilmaz A. An Overview of Machine Learning Approaches in Artificial Intelligence Research // arXiv, 2020. URL: <https://arxiv.org/abs/2005.14165> (дата обращения: 19.02.2025).
- [5] Исследования OpenAI. URL: <https://openai.com/research/> (дата обращения: 19.02.2025).
- [6] Маврин Д.И. Применение инструментов бизнес-моделирования для внедрения GPT-бота в CRM-систему компании ООО "ТКС.РУ" // XII науч.-практ. конф. с междунар. участием «Наука настоящего и будущего» для студентов, аспирантов и молодых ученых, СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 16-18 мая 2024 г. С. 155-159.
- [7] Маврин Д.И. Чат-бот клиентской поддержки в таможенной сфере на основе обученной генеративной нейронной сети // XI науч.-практ. конф. с междунар. участием «Наука настоящего и будущего» для студентов, аспирантов и молодых ученых, СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 18 мая 2023 г. С. 155-159.