

УДК 338.364.4

DOI: 10.37890/jwt.vi85.656

## **Алгоритм разработки логистических агентов для динамического расчета маршрута, справочной системы предприятия и транзакций**

**М.В. Фирсов**

*ORCID: 0009-0001-1377-1598*

*Волжский государственный университет водного транспорта, г. Нижний Новгород, Россия*

**Аннотация.** Отрасли грузоперевозок, логистики и коммерческого транспорта постоянно внедряют значительное количество технологических инноваций, позволяющих повысить экономическую эффективность. Одно из направлений совершенствования бизнес-процессов в логистике – внедрение искусственного интеллекта и AI-агентов.

Выявлены основные направления применения AI-агентов в логистике.

Проанализирована технология работы AI-агентов.

Предложен круг задач и алгоритмы разработки логистических агентов для расчета маршрута, справочной системы предприятия и транзакций. Акцент сделан на обеспечении минимальных затрат на выполнение запросов пользователей и увеличение скорости и адекватности ответов за счет параллельной обработки и применения алгоритмов фильтрации.

Изучены подходы к обеспечению кибербезопасности внутренних баз предприятия при работе пользователей с AI-агентами, использующими запросы к внешним LLM моделям.

**Ключевые слова:** бизнес-процесс, искусственный интеллект, технология разработки AI-агента, логистика, обучение нейронных сетей.

## **Algorithm for developing logistics agents for dynamic route calculation, enterprise reference system and transactions**

**Michail V. Firsov**

*ORCID: 0009-0001-1377-1598*

*Volga State University of Water Transport, Nizhny Novgorod, Russia.*

**Abstract.** The freight transportation, logistics, and commercial transport industries are constantly introducing a significant number of technological innovations that improve economic efficiency. One of the ways to improve business processes in logistics is through the use of artificial intelligence and AI-agents.

The article identifies the main areas where AI-agents can be used in logistics.

It also analyzes the technology used by AI-agents.

The article proposes a set of tasks and algorithms for developing logistics agents to calculate routes, enterprise reference systems, and transactions. The focus is on ensuring minimal costs for fulfilling user requests and increasing the speed and adequacy of responses through parallel processing and the use of filtering algorithms.

The approaches to ensuring the cybersecurity of internal enterprise databases when users work with AI-agents using requests to external LLM models are studied.

**Keywords:** business process, artificial intelligence, AI agent development technology, logistics, neural network training.

### **Постановка проблемы**

Исследования ряда ученых посвящены оптимизации распределения грузопотоков. Например, О.И. Карташова представила экономико-математическую модель выбора оптимальных схем доставки грузов через объекты региональной транспортной инфраструктуры и терминалы (для уменьшения стоимости перевозок и уменьшения порожних рейсов), как комплексную, охватывающую регион [1, 2, 3].

Однако данная модель представляет собой статическую модель, рассчитанную на определенную категорию грузов. Хотелось бы взглянуть на проблему оптимизации перевозок еще шире. А именно, с точки зрения применения динамической модели к широкой номенклатуре грузов и мульти модальных перевозок, высоком уровне конкуренции, применения для расчетов современных информационных технологий. В динамической модели участвуют множество факторов (моментальное изменение цен, заторы (пробки), вид груза, зоны доставки, траектории и др.

В данном исследовании акцент сделан на обзоре применения технологии проектирования AI-агентов, обеспечивающих расчеты по динамически меняющимся траекториям (в зависимости от изменения условий альтернативных маршрутов перевозки). При этом нужно обеспечить трансформацию бизнес-процессов согласно методологии разработки эффективных бизнес-процессов [4, 5].

AI-агенты оптимизируют логистику и маршруты, уменьшают время доставки и прогнозируют себестоимость доставки и потребности в обслуживании транспортных средств. Логистические компании, например, UPS и FedEx, внедрили расчет маршрутов на базе AI, чтобы минимизировать задержки и расходы на топливо. AI-агенты могут использоваться в обслуживании клиентов совместно со справочными системами предприятия.

AI-агент – это автономная система, использующая возможности больших языковых моделей (LLM), таких как GPT и другие подобные, для выполнения конкретных задач пользователя.

LLM обучены на огромных массивах данных и отлично справляются с ответами на текстовые вопросы, но пока недостаточно качественно анализируют документы. LLM модели обучаются с отставанием, у них нет свежих данных. Кроме того, не имеют они и данных, связанных с бизнес-процессами конкретных предприятий по соображениям безопасности. На помощь приходит AI-агент [6].

AI-агент может попытаться добыть данные самостоятельно, наполнить бизнес-процессы предприятия дополнительными данными для клиента и бизнес-аналитики. Агент может выполнять функции BI-аналитика, создавая и оказывая более продвинутое и качественные услуги клиенту.

Цель статьи – представить алгоритм разработки логистических агентов для динамического расчета маршрута, справочной системы предприятия и транзакций для внедрения в логистических системах с учетом выявленных направлений применения AI-агентов.

### **Внутренние процессы, структура и взаимодействие AI-агентов**

В сравнении с простыми чат-ботами, AI-агенты способны самостоятельно планировать, принимать решения и взаимодействовать с внешним миром через API и различные инструменты. AI-агенты строятся по модульному принципу в зависимости от реализуемых функций.

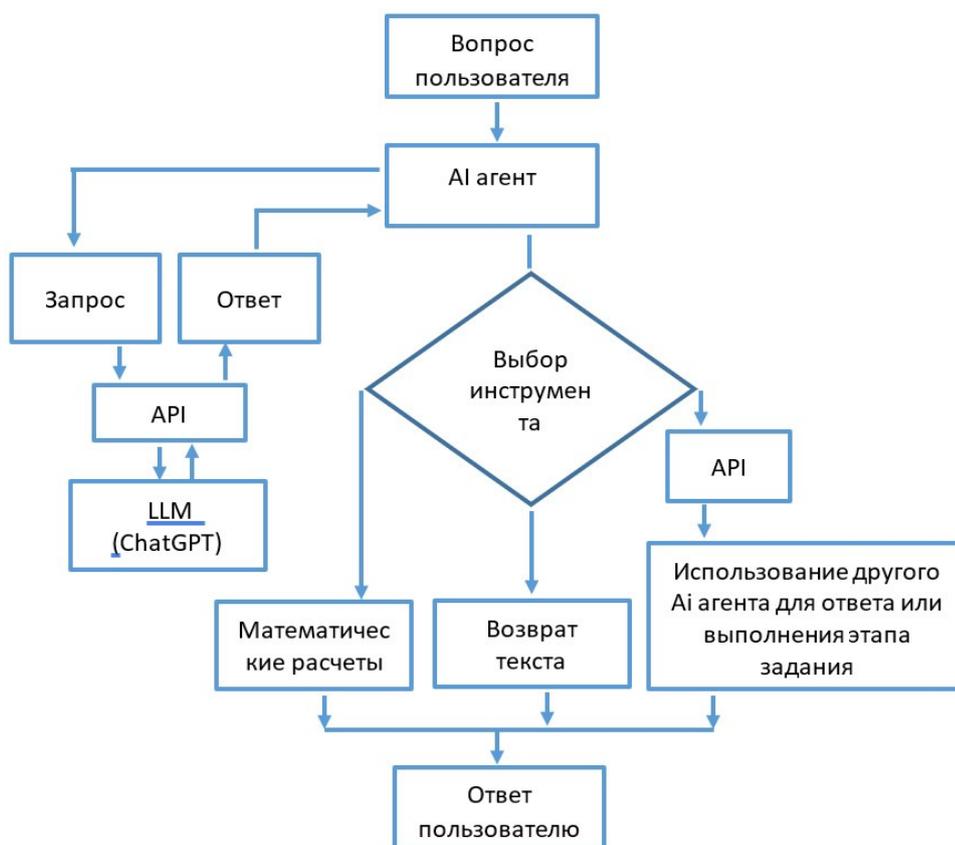


Рис. 1. Схема взаимодействия в мультиагентной системе

Создание собственного AI-агента предоставляет следующие преимущества:

- Автоматизация большого круга рутинных задач. Агенты успешно обрабатывают данные, формируют отчеты, отвечают на задаваемые вопросы;
- Персонализация взаимодействия с клиентами. AI-агенты учитывают большой диапазон дополнительных требований клиентов.
- Увеличение эффективности бизнес-процессов. Интеграция AI-агентов в существующие системы управления предприятием позволяет оптимизировать бизнес-процессы и снизить затраты.
- Создание новых продуктов и услуг: AI-агенты часто предлагают новые решения с уникальной ценностью. Могут создавать решения по обработке нестандартных документов с различным расширением (doc, xls, pdf, ppt и др.).

### Технология работы ИИ-агента

Агент получает задачу, разбивает её на подзадачи, выбирает подходящие инструменты (например, поиск в интернете, API CRM-системы, API модуля расчетов).

Далее агент выполняет подзадачи, проверяет промежуточные результаты и корректирует свои действия, пока цель не будет достигнута. Ключевым элементом процесса работы агента является цикл планирования, выполнения и оценки (рис.2).

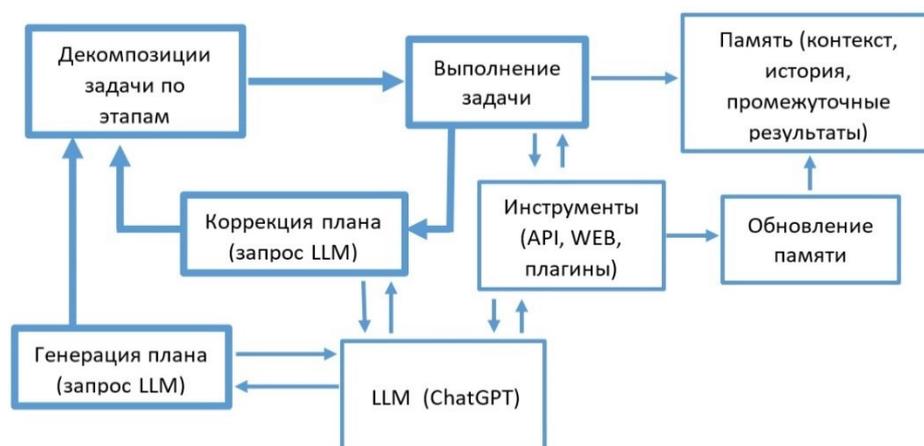


Рис. 2. Внутренние процессы в AI агенте

При этом AI -агенты не только выполняют задачи по поиску и анализу данных, но и могут самостоятельно выполнять транзакции (бронировать услуги, заключать сделки), подключаясь к системам или базам данных через API.

Любой AI -агент включает следующие элементы:

- Пользовательский интерфейс (интернет-сайт, приложение на смартфоне или API). Интерфейс может быть голосовым, текстовым или мультимедийным, включая обработку изображений и других типов данных и документов (pdf и др.).
- Модель. Используются как правило, несколько моделей. Большая языковая модель (LLM), например, ChatGPT, GigaChat, YandexGPT и т.п., а также их разновидности меньшего размера и специализированные под конкретные задачи – модели mini либо opensource- стационарные. Opensource-стационарные модели можно доучивать под запросы предприятия на его данных. Если в обучающем наборе не было данных, связанных с конкретным запросом пользователя, агент выдаст неадекватную информацию. Это касается и LLM моделей, и специализированных. Выбор модели зависит от тематики запроса, сложности задачи и бюджета. В некоторых случаях проще и дешевле обратиться к базе предприятия или простому поиску на портале.
- Контур рассуждений (Reasoning Loop). Контур рассуждений является основным алгоритмом AI-агента, который разбивает задачу на последовательность шагов, оценивает каждый шаг и выполняет соответствующие действия.

Например, при отправке груза агент сначала выбирает конечный и промежуточные пункты и учитывает дополнительные детали, такие как тип груза, бюджет, страховка, скорость доставки, контроль доставки с помощью смарт-контракта.

При организации поездки агент сначала выбирает подходящие даты, затем ищет рейсы, бронирует отель и учитывает дополнительные детали, такие как бюджет, такси, страховка, экскурсии, наличие детей.

Шаги для решения задачи определяют процесс рассуждений агента, который организуется в виде цепочки, дерева или графа.

Для простых задач подходит подход Chain of Thought (CoT), где каждое действие следует за предыдущим.

Для более сложных задач используются подходы Tree of Thought или Graph of Thought, которые учитывают варианты развития событий.

Подход Chain of Thought (Цепочка мыслей) предполагает анализ задачи по шагам. Агент разбивает процесс на логические этапы.

Подход Tree of Thought (Дерево мыслей) расширяет возможности Chain of Thought, позволяя агенту рассматривать альтернативные варианты решений. Подход используется для задач с неопределённостью или большим количеством альтернатив. Например, при разработке маршрута перевозки агент анализирует различные сценарии (результаты различных вариантов мульти модальных перевозок) и выбирает наиболее эффективный (в зависимости от изменения одного-двух факторов).

Подход Graph of Thought (Граф мыслей) подходит для сложных задач с множеством взаимосвязанных элементов. Вместо линейной или древовидной структуры агент строит граф, где узлы представляют ключевые данные или этапы задачи, а связи между узлами определяют их взаимозависимости. Например, агент управляет логистической цепочкой, учитывая траекторию маршрутов, зону доставки, время доставки, запасы и транспортные ограничения: тоннаж, заторы, вид груза.

В рамках цепочки рассуждений AI-агент совмещает анализ и действия в одной итерации. Это позволяет агенту «рассуждать», формируя выводы, корректировать их в зависимости от полученной порции данных.



Рис. 3. Схема расчета маршрута и стоимости перевозок с участием AI-агента

После планирования своих действий для выполнения задач AI-агенты используют инструменты и API, чтобы взаимодействовать с внешними системами, сервисами. Например, для подбора перевозчиков AI-агент может использовать API логистических компаний, автоперевозчиков, железных дорог, авиакомпаний, а также API специализированных сервисов для расчета кратчайшего маршрута и стоимости доставки. AI-агент может подключаться к CRM-системам, системам аналитики, Google

AdsI для управления рекламными кампаниями, социальным сетям и т.д., получать другие дополнительные услуги.

Если агент сталкивается с ограничениями, например, отсутствием свободного места на судне, он запрашивает у пользователя дополнительные параметры по времени или по альтернативному маршруту. Либо цепочка из набора альтернативных маршрутов с примером расчета должна быть передана агенту вместе с первоначальным запросом. Чтобы повысить вероятность ответа, можно одновременно задавать готовую цепочку и использовать возможности самого агента.

Для бронирования перевозчиков агент может отправлять предварительный запрос, анализировать, ответ и согласиться с ценой или предложить новые условия в зависимости от примера скрипта, загруженного пользователем.

На рис.3 представлена схема применения AI-агента для расчета маршрута и стоимости перевозок. Из схемы видно, что AI-агент является дополнительным модулем для базовой справочной системы, работающей на базе внутренних хранилищ информации и модулей для расчетов.

Основные направления применения AI-агентов в логистике представлены на рис.4.

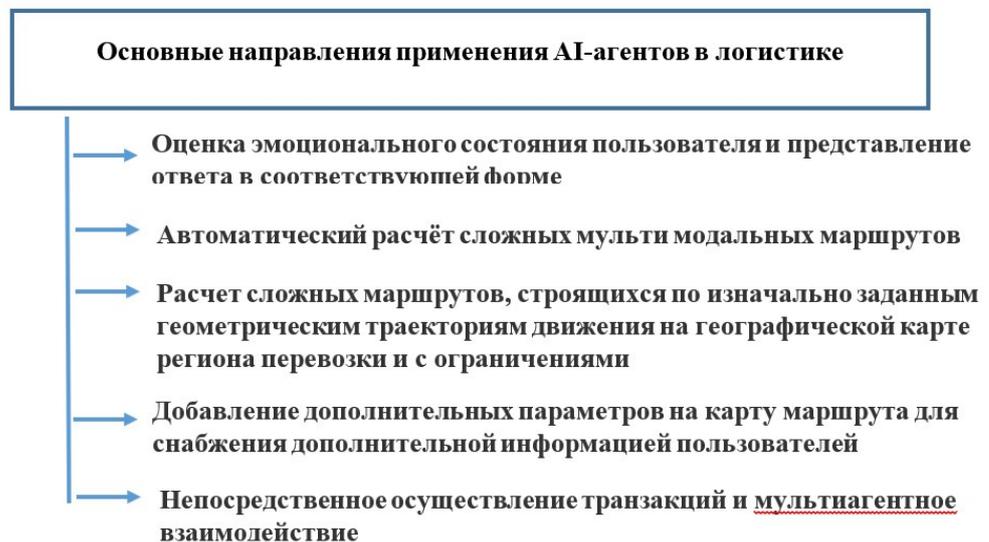


Рис. 4. Основные направления применения AI-агентов в логистике

#### Основные этапы создания AI-агента

В первую очередь определяют цель агента. В нашем случае, это расчет маршрута и стоимости перевозок.

Затем определяют функционал агента. Для этого определяют:

- Действия агента для достижения цели;
- Необходимые инструменты. Например, доступ к LLM API (GPT API), а также, возможно, к базам данных логистических компаний, к модулю расчета кратчайшего пути.

Нужно выбрать и сконфигурировать векторную базы данных. Следует предусмотреть скрипты загрузки и обработки данных (загрузить текстовые файлы, документы PDF или данные из базы данных), подготовить данные к индексации. Предусмотреть алгоритм разделения текста на чанки (порции).

После загрузки и обработки данных создают векторные представления (эмбеддинги) для каждого фрагмента текста для сохранения в векторной базе данных.

Определяют способы взаимодействия с агентом (текстовый, графический интерфейс или API). Определяют способы задания целей, предоставления контекста и получения результатов.

Параметры LLM (температура, частота и штраф за повторение) влияют на креативность и предсказуемость ответов. Оптимальные значения (изменяются от 0 до 1) зависят от конкретной задачи. Высокая температура приводит к креативности и разнообразию ответов (случайности), но снижает их точность.

Логика агента реализуется через его реакцию на ситуации и методику выполнения задач с помощью условных операторов, циклов и других конструкций программирования. Предусматривают различные сценарии поведения агента.

Тщательно тестируют агента на различных сценариях и входных данных. Для отладки используются инструменты логирования и отслеживания выполнения кода [7].

Анализ результатов тестирования позволяет улучшить его производительность. Для оценки точности ответов, скорости работы и эффективности использования ресурсов используют метрики:

- Точность: Соответствие ответов фактической информации (конкретные числа, даты).
- Релевантность: Семантическое соответствие ответов запросу пользователя.
- Полнота: Предоставление всей необходимой информации (исходя из формулировки пользователя). Однако агент может сам предвидеть шаги пользователя и предоставлять релевантные данные даже при скудности первоначальной информации).
- Связность: Логичность и структурированность ответов, взаимосвязь элементов ответа.
- Стоимость запросов.

### **Технология обогащения запроса данными предприятия**

Чтобы создавать интеллектуальные приложения, способные решать широкий круг задач, AI-агенты для реализации своей внутренней цепочки мыслей, используют внешние LLM модели.

При этом компания использует внутренние документы для генерации ответов на вопросы пользователя, которые не передают на сторону из соображения безопасности.

LLM ничего не знает об этих документах. Для их использования возможны два подхода: доучивать стационарную LLM модель данными компании или использовать RAG (Retrieval-Augmented Generation).

Чаще применяют вариант с использованием RAG, когда к LLM модели подсоединяют поиск по информации компании (базе знаний). RAG (Retrieval-Augmented Generation) – это подход, который совмещает поиск в базе знаний и генерацию текста на основе языковой модели.

Перед обращением к LLM-модели RAG извлекает релевантную информацию из других источников (например, векторной базы данных, поисковые системы). Полученная информация выступает в качестве контекста для генерации ответа. Это кардинально (в разы) улучшает точность и актуальность генерируемого текста. Во время работы приложения происходит постоянный анализ данных, чтобы направить формирование результата в правильном направлении.

LLM-модели постоянно совершенствуются. Однако недостаточно полагаться только на LLM, управление процессом обработки данных приносит гораздо больший результат.

Основные этапы RAG (рис.5):

- Извлечение (Retrieval). Получение релевантной информации из базы знаний на основе запроса пользователя.

- Дополнение (Augmentation). Дополнение запроса извлеченной информацией.
- Генерация (Generation): Генерация ответа языковой моделью с помощью дополненного запроса.

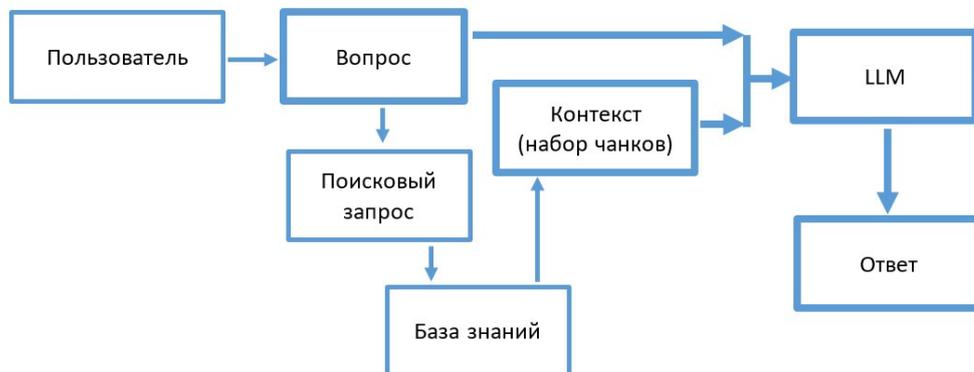


Рис. 5. Цикл RAG

Использование RAG в AI-агентах предоставляет ряд преимуществ:

- Повышенные точность и актуальность. Агент имеет доступ к актуальной информации, что снижает вероятность генерации неверных или устаревших ответов.
- Управляемость процессом обработки информации. Можно отследить, какая информация была извлечена из базы знаний, как была обработана, сравнить работу LLM с агентом и без него.
- Адаптивность к изменению данных: Изменения в базе знаний не требуют никакого переобучения всей языковой модели.
- Снижение галлюцинаций: RAG минимизирует случаи, когда языковая модель генерирует информацию, не основанную на фактах.

При применении RAG важно обеспечить минимальные затраты на выполнение запросов пользователей. Для этого агент постоянно анализирует разницу затрат на использование больших LLM и LM mini (с меньшим функционалом) или стационарных моделей и качество ответа различных моделей (рис.6). Разница в разы. Соответственно, если модель mini справляется и выдает адекватный запрос, для экономии затрат лучше использовать ее, а не дорогую большую LLM. А в некоторых случаях достаточно использовать внутренние базы знаний.

Для выбора варианта работы RAG задачи пользователя необходимо фильтровать на входе по сложности (насыщенности деталями) и тематике.

Для повышения релевантности можно перефразировать запрос для улучшения соответствия векторным представлениям данных [[8, 9, 10].

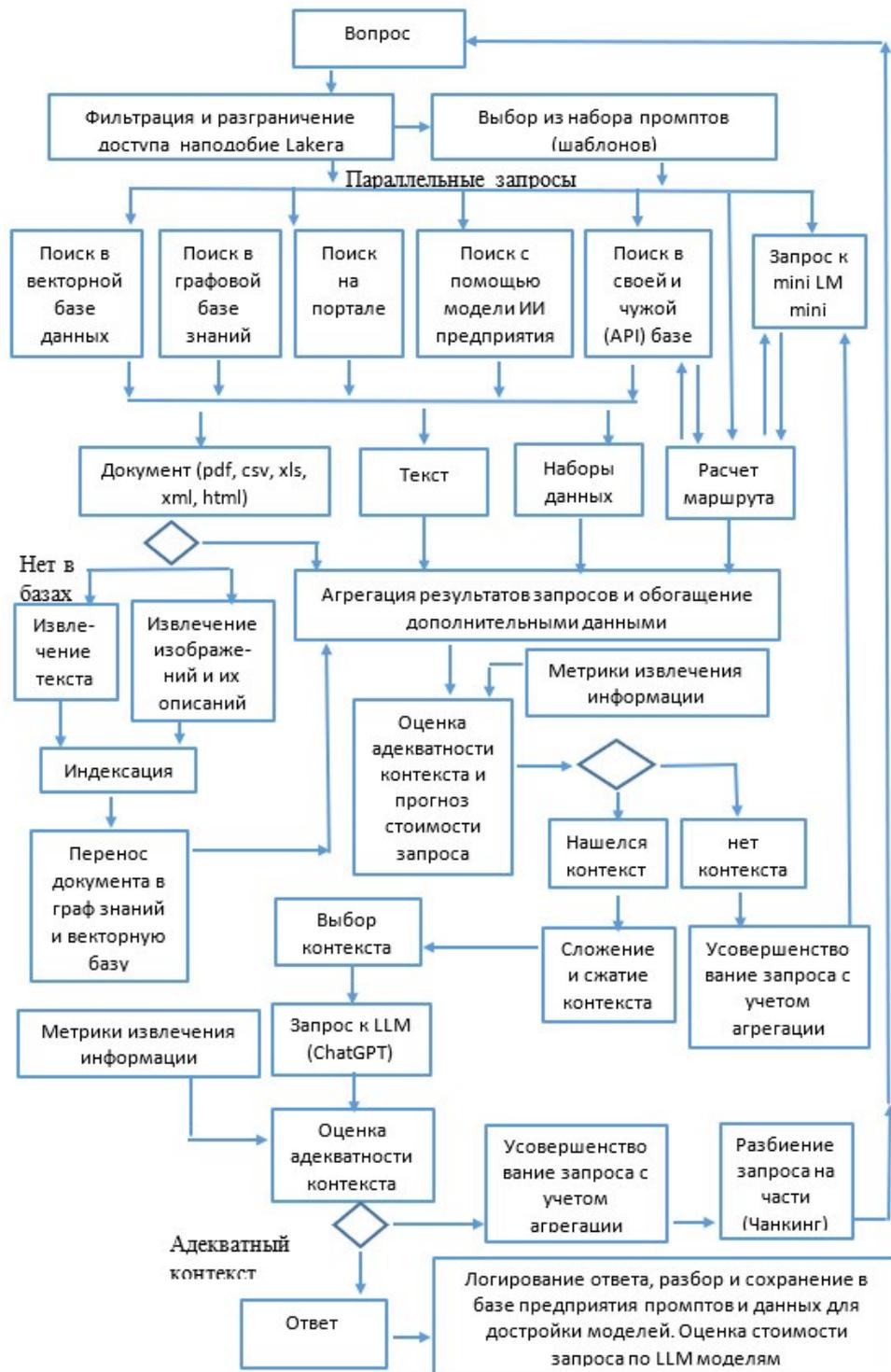


Рис. 6. Алгоритм выполнения запроса пользователя по расчету маршрута в логистической системе с использованием агента ИИ

При заданном условии некоторой допустимой стоимости запроса и адекватности (качестве) ответа, для обеспечения скорости можно выполнять одновременные параллельные запросы к внутренним базам, LLM mini и к поисковой системе, далее ранжировать, фильтровать и агрегировать промежуточный результат для нового запроса, но уже к большой LLM. Ранжирование результатов из разных источников позволяет защититься от галлюцинаций LLM модели.

На рис.6 представлен алгоритм выполнения запроса пользователя по расчету маршрута в логистической системе с использованием агента ИИ. Алгоритм дополнен индексацией данных в базах, обеспечением безопасности доступа, логированием и сохранением в базах вновь полученных критических данных.

Параллельные запросы уменьшают задержки ответа, а уменьшение галлюцинаций сокращает количество вызовов LLM.

Для оптимизации затрат необходимо:

- тщательно фильтровать запросы;
- тщательно фильтровать параллельные запросы на основе динамически вычисляемых метрик надежности по промптам и источникам в базах знаний и LLM (в графовых моделях) ;
- использовать наиболее подходящую модель для задачи;
- сокращать длину запросов к API;
- кэшировать результаты запросов;
- фильтровать дублирующие запросы;
- ограничивать количество запросов в единицу времени.

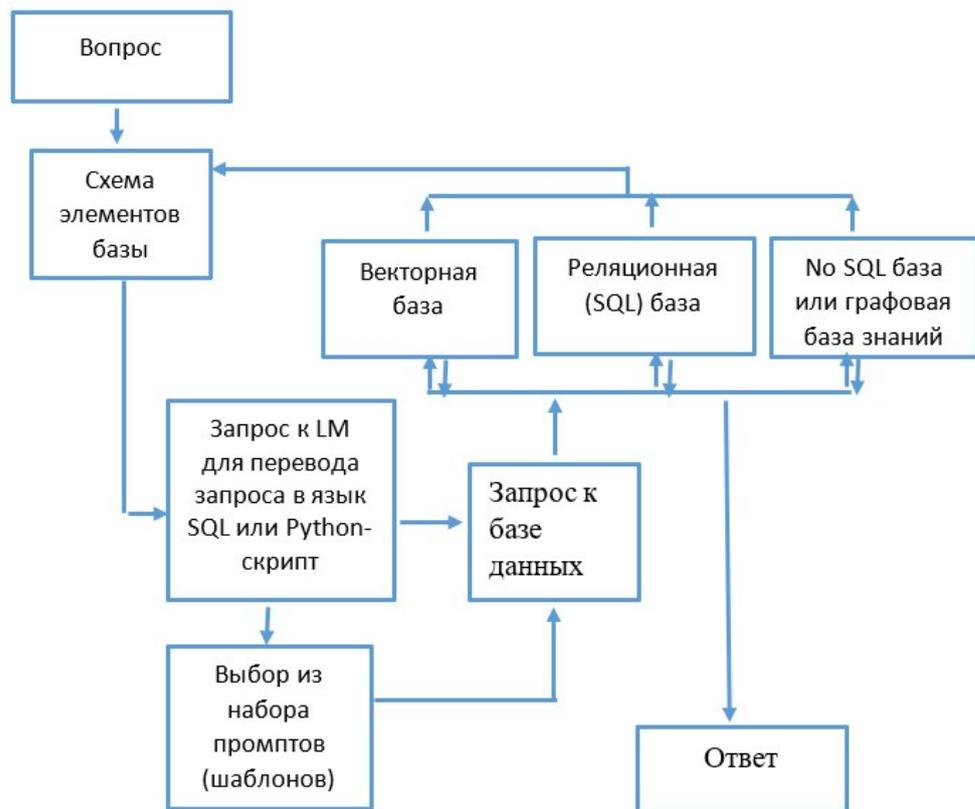


Рис. 7. Схема запроса к базе данных с помощью LLM

На рисунке 7 показан более подробно алгоритм обращения к базе данных с помощью LLM. Основной акцент сделан на переводе текстового запроса в команды на языке SQL и Python-скрипт с помощью LLM модели, схемы элементов базы и примеров запросов. Промпты могут выбираться и на основе внутренней базы знаний без участия LLM (как минимум, на простых запросах). Таким образом формируется AI BI-система.

**Риски, связанные с использованием ИИ-агентов**

В первую очередь, это недостоверность данных. Что приводит к ошибкам при анализе и прогнозировании.

Второе, это недостаточная кибербезопасность. Для повышения устойчивости разрабатывают алгоритмы логирования, анализа и предупреждения угроз.

Например, программное обеспечение Lakera, управляемое искусственным интеллектом, постоянно сканирует системы искусственного интеллекта на наличие индикаторов вредоносного поведения. Технология может выявлять и предотвращать атаки «с оперативным внедрением» в режиме реального времени, выявляя аномалии и подозрительные тенденции, определяя местонахождение угрозы и защищая личную информацию.

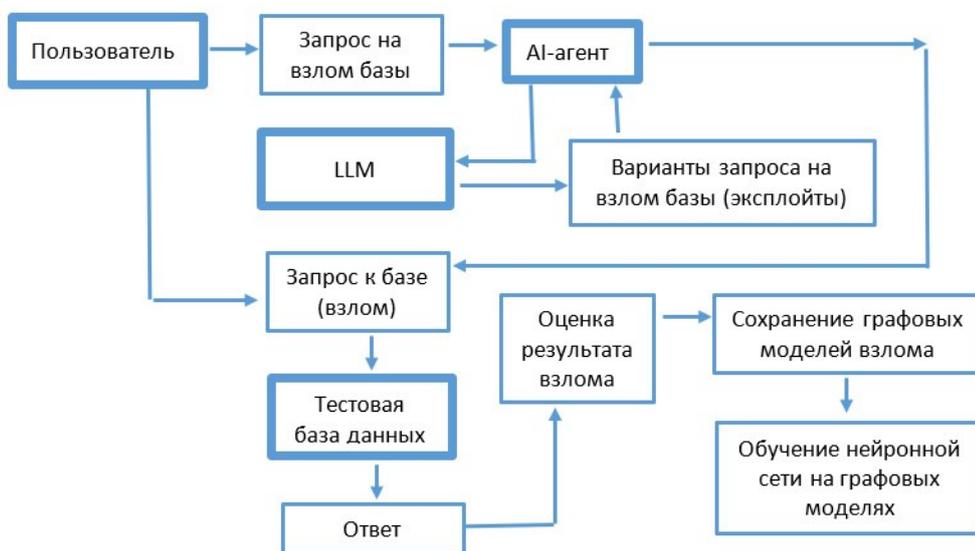


Рис. 8. Алгоритм разработки нейронной сети прогнозирования кибератак

Lakera идентифицирует, классифицирует и сохраняет графовые модели основных атак. К ним относятся: прямые атаки; джейлбрейк; уклонение от атак; атаки с несколькими подсказками; ролевые игры; дублирование моделей; обфускация (контрабанда токенов); многоязычные атаки; случайная утечка контекста.

Благодаря этому клиенты Lakera могут сравнивать свои входные данные с графовыми структурами в масштабе. Графовая модель постоянно обновляется. Обученная на временных рядах графовых структур нейронная сеть выявляет и предсказывает кибератаки [11].

Базовый набор промптов кибератак формируется на основе тестовой базы знаний путем симуляции кибератак через LLM. Пользователь, по-разному формулируя задачу, «просит» LLM взломать базу предприятия, перебирая все возможные инструменты. Также пользователь может передать запрос на взлом базы AI-агенту (рис.8).

### **Заключение**

Проанализирована технология работы AI-агентов.

Предложен круг задач и алгоритмы разработки логистических агентов для расчета маршрута, справочной системы предприятия и транзакций. Акцент сделан на обеспечении минимальных затрат на выполнение запросов пользователей и увеличение скорости и адекватности ответов за счет параллельной обработки и применения алгоритмов фильтрации.

Изучены подходы к обеспечению кибербезопасности внутренних баз предприятия при работе пользователей с AI-агентами, использующими запросы к внешним LLM моделям. Описан подход к разработке нейронной сети для прогнозирования кибератак.

Для проектирования собственных нейронных сетей и AI-агентов с различной сложностью под конкретный проект и уровень навыков специалистов необходимо разработать свой сервис по автоматическому обучению нейронных сетей, либо искать профессиональные платные [12].

### **Список литературы:**

1. О.И. Карташова. Экономико-математическая модель выбора оптимальных схем доставки с участием водного транспорта и использованием объектов региональной транспортной инфраструктуры. / О.И. Карташова // Научные проблемы водного транспорта. – 2024. - №79(2) .- С.131–140.
2. В.В. Цверов, О.Л. Домнина, Д.И. Мамедов, У. Герби. Системный подход к поставкам нерудных строительных материалов на речном транспорте. / В.В. Цверов // Научные проблемы водного транспорта. – 2024. - №79(2) .- С.176–189.
3. Е.И. Вершинина, М.В. Никулина, Ю.И. Платов. Особенности планирования и оценки работы судов малых судоводных предприятий на современном этапе. №79(2), 2024 стр.201-208
4. Фирсов М.В. Методология разработки эффективных структур бизнеса/ М.В. Фирсов // Предпринимательство. – 2004. - №5. - С.64.
5. Фирсов М.В. Механизм эффективного управления бизнес-процессами малого предпринимательства. Диссертация на соискание ученой степени кандидата экономических наук / М.В. Фирсов. – Москва, 2000.
6. Что такое LLM — большие языковые модели <https://selectel.ru/blog/that-is-llm/?ysclid=mer48gac1w635334084>
7. Гайд по разработке и внедрению мультиагент-ных систем в корпоративную среду <https://giga.chat/b2b/multi-agent-system> (дата обращения 08.08.2025).
8. Как мы оцениваем точность ответов основанного на RAG AI-помощника <https://habr.com/ru/companies/alfastrah/articles/889042/>
9. Что такое Retrieval-Augmented Generation (RAG) в языковых моделях и как оно работает?. - 6 сен 2024 в 17:33. - <https://habr.com/ru/articles/841428> (дата обращения 08.08.2025).
10. Максим Ведерников. AI-агенты на основе LLM и мультиагентные системы. - 28 ноября 2024. - <https://blogs.epsilonmetrics.ru/ii-agenty-i-multiagentnye-sistemy/?ysclid=meldxgvsxg240360973> (дата обращения 08.08.2025).
11. Фирсов М.В. Концепция разработки компонентов безопасности на основе развития бизнес-процессов логистики компании./ М.В. Фирсов // Научные проблемы водного транспорта. – 2024. - №79(2) .- С.164–176.
12. .Smirnov Valeriy. ANNA – сервис для автоматической разработки нейронных сетей. - 1 апр 2024 в 10:03. - <https://habr.com/ru/companies/alfa/articles/804085> (дата обращения 08.08.2025).

### **References:**

1. O.I. Kartashova.. Economiko-matenaticheskaya model vibora optimaljnih shem dostavki s uchastiem vodnogo transporta i ispolzovanija objektov regionalnoi transportnoi infrastrukturi. [Economic and Mathematical Model of Choosing Optimal Delivery Schemes Involving Water Transport and Using Regional Transport Infrastructure Facilities]./ O.I. Kartashova// Scientific problems of water transport. 2024, no 79, pp. 131–140. (In Russ).

2. Tzverov V.V., Domnina O.L., Mamedov D.I., Gerbi U.. Sistemnii podhod k postavkam nerudnih stroitel'nykh materialov na rechnom transporte [A systematic approach to the supply of non-metallic construction materials by river transport] / O.I. Kartashova// Scientific problems of water transport. 2024, no 79, pp. 176–189. (In Russ).
3. Vershinina E.I., Nikulina M.V., Platov Yu.I. Osobennosti planirovaniya i otenki raboti sudov malih sudohodnih predpriyatii na sovremennom etape [Features of planning and evaluating the work of small shipping companies at the current stage]/ O.I. Kartashova// Scientific problems of water transport. 2024, no 79, pp. 201–209 (In Russ).
4. Firsov M.V. Metodologiya razrabotki effektivnykh struktur biznesa [Methodology for Developing Effective Business Structures] // Entrepreneurship. 2004, no 5, pp. 64. (In Russ).
5. Firsov M.V. Mehanizm effektivnogo upravleniya biznes-protsesami malogo predprinimatel'stva. Disertatsiya na soiskaniye uchenoi stepeni kandidata ekonomicheskikh nauk [The mechanism of effective management of small business processes. Dissertation for the degree of Candidate of Economic Sciences]. Moscow, 2000.
6. Chto takoye LLM – bol'shiye jazikovyye modeli [What is LLM — Large Language Models] Available at: <<https://selectel.ru/blog/that-is-llm/?ysclid=mer48gac1w635334084>> (accessed 08.08.2025).
7. Gaid po razrabotke i vnedreniyu multiagentnykh sistem v korporativnuyu sredu [Guide to developing and implementing multi-agent systems in an enterprise environment] Available at: <<https://giga.chat/b2b/multi-agent-system>> (accessed 08.08.2025).
8. Kak mi otnivaem tochnost' otvetov osnovannogo na RAG AI-pomoshnika [How do we evaluate the accuracy of responses from a RAG-based AI assistant?] Available at: <<https://habr.com/ru/companies/alfa/articles/889042/>> (accessed 08.08.2025).
9. Chto takoye Retrieval-Augmented Generation (RAG) v jazikovykh vodel'nykh i kak ono rabotayet? [What is Retrieval-Augmented Generation (RAG) in language models, and how does it work?]. - 6 Sep 2024. Available at: <<https://habr.com/ru/articles/841428>> (accessed 08.08.2025).
10. Maxim Vedernikov. AI-agenty na osnove LLM i multiagentnykh [AI agents based on LLM and multi-agent systems.]. - November 28, 2024. Available at: <<https://blogs.epsilonmetrics.ru/ii-agenty-i-multiagentnye-sistemy/?ysclid=meldxgvxsg240360973>> (accessed 08.08.2025).
11. Firsov M.V. Kontseptsiya razrabotki komponentov bezopasnosti na osnove razvitiya biznes-protsessov kompanii [The concept of developing security components based on the development of business processes in the company's logistics] // Scientific problems of water transport. 2024, no 79, pp. 164–176. (In Russ).
12. Smirnov Valeriy. ANNA – servis dlja avtomaticheskoi razrabotki neironnykh setei [ANNA is a service for automatic development of neural networks]. - April 1, 2024. Available at: <<https://habr.com/ru/companies/alfa/articles/804085>> (accessed 08.08.2025).

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Фирсов Михаил Владимирович**, профессор, д.э.н., профессор кафедры Систем информационной безопасности, управления и телекоммуникаций, Волжский государственный университет водного транспорта (ФГБОУ ВО ВГУВТ) 603950, г. Нижний Новгород, ул. Нестерова, 5, e-mail: [fimv@inbox.ru](mailto:fimv@inbox.ru)

**Michail V. Firsov**, Ph.D. in Economic Science, Associate Professor of the Department of Information Security, Management and Telecommunications Systems, Volga State University of Water Transport, 5, Nesterov st, Nizhny Novgorod, 603950

Статья поступила в редакцию 25.08.2025; принята к публикации 29.10.2025; опубликована онлайн 20.12.2025. Received 25.08.2025; published online 20.12.2025.