



Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Московский государственный технический университет
имени Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)»
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ ИНФОРМАТИКА И СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

КАФЕДРА КОМПЬЮТЕРНЫЕ СИСТЕМЫ И СЕТИ (ИУ6)

НАПРАВЛЕНИЕ ПОДГОТОВКИ 09.04.01 Информатика и вычислительная техника

МАГИСТЕРСКАЯ ПРОГРАММА 09.04.01/12 Интеллектуальный анализ больших
данных в системах поддержки принятия решений.

О Т Ч Е Т

по лабораторной работе № 1

Название: Исследование возможностей использования генеративных помощников и их применения в платформах промышленной аналитики

Дисциплина: Платформы промышленной аналитики

Студент

ИУ6-43М

(Группа)

(Подпись, дата)

Ф.А. Лучкин

(И.О. Фамилия)

Преподаватель

(Подпись, дата)

М. А. Скворцова

(И.О. Фамилия)

Лабораторная работа 1

Цель работы: ознакомиться с возможностями работы чатов/генеративных помощников на базе LLM для применения в исследовательской деятельности студентов и решения профессиональных задач.

Задания:

1. Нужно выбрать 4 генеративных помощника из представленных выше. Далее необходимо задать вопросы по тематике вашей магистерской диссертации и проанализировать ответы чат-ботов для актуальности и корректности применения данных ответов в ВКРМ (должно быть сформулировано и проверено не менее 5 гипотез по каждому генеративному помощнику). Результаты работы оформить в виде сравнительной таблицы. Выбрать лучшее из решений для дальнейшей работы. Вывести таблицу от лучшего худшего по итогам анализа и вкратце объяснить почему вы пришли к такому выводу

2. Сформировать аннотацию/введение для своей магистерской диссертации с помощью генеративных помощников. Определить какой из них справляется с этой задачей лучше.

3. Описать достоинства и недостатки применения данного инструмента для профессиональной деятельности.

4. Проверить несколько запросов и ответов по использованию генеративных помощников по использованию в конструкторской/технологической части ВКРМ, при формировании списка литературы.

Задание 1

Гипотеза 1: Японские свечи являются наиболее распространенным и информативным методом представления исторических данных для прогнозирования финансовых показателей на торговых площадках.

Вопрос1: Какой метод графического представления временных рядов исторических данных является наиболее распространенным и информативным для прогнозирования финансовых показателей на торговых площадках?

Гипотеза 2: LSTM – это широко используемая и достаточно простая в реализации архитектура нейронных сетей для задач прогнозирования временных рядов, к которым относятся финансовые данные.

Вопрос 2: Какие архитектуры нейронных сетей наиболее часто применяются для прогнозирования временных рядов, таких как финансовые данные, и какие из них отличаются простотой реализации?

Гипотеза 3: PyTorch является одним из самых популярных и активно поддерживаемых фреймворков для глубокого обучения, предлагающим удобный API и гибкость, необходимые для разработки моделей прогнозирования финансовых показателей.

Вопрос 3: Какие фреймворки для глубокого обучения являются наиболее популярными и активно поддерживаемыми в сообществе, и какие из них предоставляют удобный API и гибкость для задач разработки моделей прогнозирования?

Гипотеза 4: Python, благодаря своим обширным библиотекам и инструментам, является наиболее популярным языком программирования для разработки и обучения нейронных сетей.

Вопрос 4: Какой язык программирования наиболее популярен для разработки и обучения нейронных сетей?

Гипотеза 5: Обучение нейронных сетей на графических процессорах (GPU) значительно ускоряет процесс.

Вопрос 5: Какое оборудование позволяет значительно ускорить процесс обучения нейронных сетей?

Ответы GigaChat:

1) наиболее распространённым и информативным методом графического представления временных рядов исторических данных для прогнозирования финансовых показателей на торговых площадках является график цены (линейный график). Дополнительно используют свечной график, который отображает изменение цен за определённый период времени, показывая максимальное и минимальное значение, цену открытия и закрытия.

2) для прогнозирования временных рядов, особенно финансовых данных, широко используются следующие архитектуры нейронных сетей:

- Рекуррентные нейронные сети (RNN) — включают такие варианты, как LSTM (Long Short-Term Memory) и GRU (Gated Recurrent Unit).

- Сверточные нейронные сети (CNN) — хорошо справляются с временными рядами благодаря своей способности находить локальные зависимости.

- Трансформеры — последние достижения в области обработки последовательностей, способные учитывать долговременную зависимость.

Из них LSTM отличается простотой реализации и эффективностью для многих задач временного ряда.

3) Наиболее популярные и активно поддерживаемые фреймворки для глубокого обучения:

- TensorFlow — один из самых популярных фреймворков, который предлагает мощный и гибкий API для построения сложных моделей машинного обучения. Он активно поддерживается Google и имеет обширное сообщество пользователей.

- PyTorch — известен своим удобным интерфейсом и динамической вычислительной графикой, что делает его популярным среди исследователей и разработчиков. Поддерживается Facebook AI Research.

- Keras — высокоуровневый API, работающий поверх TensorFlow, который обеспечивает простоту и удобство для быстрой разработки моделей. Часто используется для прототипирования и быстрого развертывания.

- MXNet — поддерживает широкий спектр языков программирования и оптимизирован для работы с большими объемами данных. Используется Amazon Web Services.

Все эти фреймворки предлагают удобные инструменты для задач прогнозирования, такие как поддержка временных рядов и работа с датасетами.

4) Язык программирования, наиболее популярный для разработки и обучения нейронных сетей, — это Python. Его популярность обусловлена наличием обширных библиотек и инструментов для машинного обучения и анализа данных, таких как TensorFlow, PyTorch, Scikit-learn и другие.

5) Оборудование, которое значительно ускоряет процесс обучения нейронных сетей, включает:

- Графические процессоры (GPU) — обладают высокой производительностью при выполнении параллельных вычислений, что критично для обучения глубоких нейронных сетей. NVIDIA CUDA и AMD ROCm являются основными платформами для ускорения.

- Тензорные процессоры (TPU) — специализированные чипы, разработанные Google для ускорения вычислений в области машинного обучения и глубокого обучения. Они особенно эффективны для выполнения операций над тензорами.

Использование GPU и TPU позволяет существенно сократить время тренировки больших моделей и ускорить итерации разработки.

Ответы YandexGPT:

1) Наиболее распространённым и информативным методом графического представления временных рядов исторических данных для прогнозирования финансовых показателей на торговых площадках является линейный график (линейная диаграмма). Он позволяет наглядно отобразить динамику изменения показателей во времени и выявить тенденции, циклы и другие закономерности. Также часто используются свечные графики (candlestick charts), которые предоставляют более детальную информацию о ценах открытия, закрытия, максимумах и минимумах в определённые промежутки времени.

2) Для прогнозирования временных рядов, таких как финансовые данные, наиболее часто применяются следующие архитектуры нейронных сетей:

- Рекуррентные нейронные сети (RNN), включая LSTM (Long Short-Term Memory) и GRU (Gated Recurrent Unit), которые хорошо справляются с обработкой последовательностей данных и учётом временной зависимости.

- Сверточные нейронные сети (CNN), которые могут быть использованы для извлечения признаков из временных рядов.

- Трансформеры (Transformers), которые демонстрируют высокие результаты в задачах обработки последовательностей и могут быть адаптированы для прогнозирования временных рядов.

Простыми в реализации часто считаются RNN, особенно LSTM, благодаря их широкой распространённости и наличию множества готовых реализаций и библиотек.

3) Наиболее популярными и активно поддерживаемыми фреймворками для глубокого обучения являются:

- TensorFlow — один из самых популярных фреймворков с широким набором инструментов и гибкостью для разработки моделей прогнозирования.
- PyTorch — фреймворк с удобным API и высокой гибкостью, который также активно используется для разработки моделей глубокого обучения.
- Keras — высокоуровневый API, работающий поверх TensorFlow, который предоставляет простой и удобный интерфейс для построения моделей.

Все эти фреймворки предоставляют удобный API и гибкость для задач разработки моделей прогнозирования.

4) Наиболее популярным языком программирования для разработки и обучения нейронных сетей является Python. Он обладает широким набором библиотек и инструментов для машинного обучения и глубокого обучения, таких как TensorFlow, PyTorch, Keras, Scikit-learn и других.

5) Для значительного ускорения процесса обучения нейронных сетей используются графические процессоры (GPU). Они обладают большим количеством ядер и высокой вычислительной мощностью, что позволяет параллельно обрабатывать большие объёмы данных и значительно ускорить обучение моделей. Также могут использоваться специализированные ускорители, такие как TPU (Tensor Processing Unit) от Google, которые оптимизированы для операций машинного обучения.

Ответы DeepSeek:

1) Наиболее распространённым и информативным методом графического представления временных рядов для прогнозирования финансовых показателей является линейный график (линейный чарт). Он позволяет визуализировать изменения цен или других показателей во времени, что удобно для анализа трендов, уровней поддержки и сопротивления, а также других паттернов. Также часто используются японские свечи, которые предоставляют больше информации

о движении цены в пределах определенного временного интервала (например, открытие, закрытие, максимум и минимум).

2) Для прогнозирования временных рядов, таких как финансовые данные, наиболее часто применяются следующие архитектуры нейронных сетей:

- Рекуррентные нейронные сети (RNN) и их улучшенные версии, такие как LSTM (Long Short-Term Memory) и GRU (Gated Recurrent Units). Они хорошо подходят для работы с последовательными данными, так как учитывают временные зависимости. LSTM и GRU отличаются простотой реализации благодаря наличию готовых реализаций в популярных фреймворках.

- Сверточные нейронные сети (CNN). CNN могут использоваться для анализа временных рядов, особенно если данные представлены в виде изображений (например, спектрограммы) или для извлечения локальных паттернов.

- Трансформеры (Transformers). Трансформеры, изначально разработанные для обработки естественного языка, также успешно применяются для временных рядов благодаря их способности учитывать долгосрочные зависимости.

- Гибридные модели (например, CNN + LSTM). Такие модели сочетают преимущества разных архитектур для улучшения точности прогнозирования.

Наиболее простыми в реализации являются LSTM и GRU, так как они доступны в большинстве фреймворков глубокого обучения и требуют минимальной настройки.

3) Наиболее популярные и активно поддерживаемые фреймворки для глубокого обучения:

- TensorFlow (и его высокоуровневая обертка Keras): предоставляет гибкость и мощный API для создания сложных моделей. Широко используется в промышленности и академических исследованиях.

- PyTorch: отличается удобным и интуитивно понятным API. Активно используется в исследованиях благодаря динамическому графу вычислений.

- MXNet: поддерживается Apache и предлагает высокую производительность.

- PaddlePaddle: популярен в Китае и активно развивается.

Для задач прогнозирования временных рядов наиболее удобными считаются TensorFlow/Keras и PyTorch благодаря их гибкости, простоте использования и наличию большого количества готовых решений.

4) Наиболее популярным языком программирования для разработки и обучения нейронных сетей является Python. Он широко используется благодаря своей простоте, богатой экосистеме библиотек (таких как TensorFlow, PyTorch, Scikit-learn, Pandas, NumPy) и активному сообществу.

5) Для ускорения процесса обучения нейронных сетей используется специализированное оборудование:

- Графические процессоры (GPU): NVIDIA GPU с архитектурой CUDA (например, серии RTX, A100) наиболее популярны благодаря их высокой производительности в параллельных вычислениях.

- Тензорные процессоры (TPU): Специализированные процессоры от Google, оптимизированные для задач глубокого обучения.

- Многоядерные CPU: хотя они уступают GPU и TPU в производительности, они могут быть полезны для небольших моделей или задач с ограниченными ресурсами.

Использование GPU или TPU позволяет значительно ускорить обучение моделей, особенно для больших объемов данных и сложных архитектур.

Ответы GPT:

1) Метод графического представления временных рядов для прогнозирования финансовых показателей: наиболее распространённым и информативным методом графического представления временных рядов является линейный график (time series plot). Этот метод позволяет визуализировать данные в виде точек, соединённых линиями, что помогает анализировать тренды, сезонность, цикличность и аномалии. Для финансовых данных часто используются также графики свечей (candlestick charts), которые представляют цену открытия, закрытия, минимальные и максимальные значения за определённый промежуток времени. Этот подход очень популярен на торговых площадках, так как позволяет легко увидеть поведение рынка и настроить технические индикаторы для прогнозирования.

2) Архитектуры нейронных сетей для прогнозирования временных рядов: наиболее часто применяемыми архитектурами нейронных сетей для прогнозирования временных рядов являются:

- Рекуррентные нейронные сети (RNN), особенно их модификации, такие как LSTM (Long Short-Term Memory) и GRU (Gated Recurrent Unit), которые отлично подходят для работы с последовательными данными, такими как временные ряды.
- Сверточные нейронные сети (CNN) также иногда применяются для анализа временных рядов, особенно если используются для извлечения признаков.
- Трансформеры (Transformer-based models), такие как Informer, которые становятся всё более популярными благодаря своей эффективности в обработке долгосрочных зависимостей.

Из этих архитектур LSTM и GRU часто считаются наиболее простыми для реализации и наиболее популярными для задач прогнозирования временных рядов.

3) Популярные фреймворки для глубокого обучения: Наиболее популярными и активно поддерживаемыми фреймворками для глубокого обучения являются:

- TensorFlow — один из самых известных фреймворков, поддерживаемый Google, предоставляющий богатый набор инструментов для разработки и обучения моделей. Он обладает гибким API и активным сообществом.
- PyTorch — фреймворк от Facebook, который в последнее время стал более популярным среди исследователей и разработчиков благодаря своей динамичной вычислительной графике и удобному API.
- Keras — высокоуровневый API для TensorFlow, который позволяет быстро разрабатывать нейронные сети. Это удобный инструмент для быстрого прототипирования.
- MXNet — менее популярный, но все же важный фреймворк для глубокого обучения, который поддерживает как обучение на CPU, так и на GPU.

4) Популярный язык программирования для разработки и обучения нейронных сетей: Python является наиболее популярным языком программирования для разработки и обучения нейронных сетей. Он широко

используется благодаря своей простоте, обширной библиотеке для машинного обучения и глубокого обучения (например, TensorFlow, PyTorch, Keras) и поддержке со стороны сообщества.

5) Оборудование для ускорения процесса обучения нейронных сетей: Для ускорения процесса обучения нейронных сетей активно используются графические процессоры (GPU), такие как:

- NVIDIA Tesla, NVIDIA A100, NVIDIA V100 — это высокопроизводительные GPU, специально оптимизированные для задач глубокого обучения.

- TPU (Tensor Processing Unit) — специализированные чипы от Google, предназначенные для ускорения вычислений в задачах машинного обучения.

- Также важную роль играет доступ к облачным платформам (например, Google Cloud, AWS, Microsoft Azure), где можно арендовать мощные вычислительные ресурсы для обучения моделей.

Эти аппаратные решения помогают значительно ускорить вычисления, что важно для эффективного обучения сложных нейронных сетей.

Ответы Llama3.3 (вариант LLM от меня):

1) Наиболее распространенным и информативным методом графического представления временных рядов для прогнозирования финансовых показателей являются графики временных рядов и графики moving средним значением.

2) Наиболее часто для прогнозирования временных рядов используются рекуррентные нейронные сети (RNN) и свёрточные нейронные сети (CNN), а также комбинация этих архитектур. Простота реализации отличает Long Short-Term Memory (LSTM) сети, являющиеся разновидностью RNN.

3) Наиболее популярными и активно поддерживаемыми фреймворками для глубокого обучения являются TensorFlow и PyTorch, которые предоставляют удобный API и гибкость для разработки моделей прогнозирования.

4) Наиболее популярным языком программирования для разработки и обучения нейронных сетей является Python, благодаря своей простоте и наличию библиотек như NumPy, pandas и scikit-learn.

5) Оборудованием, позволяющим ускорить процесс обучения нейронных сетей, являются графические процессоры (GPU), которые обеспечивают значительное ускорение вычислений по сравнению с центральными процессорами (CPU).

Задание 2

Запрос

Напиши аннотацию к расчётно-пояснительной записке выпускной квалификационной работы магистра, посвящённой проектированию и разработке программной подсистемы прогнозирования финансовых показателей в торговом приложении. В аннотации отрази следующие аспекты:

Проведение сравнительного анализа методов представления биржевых графиков валют и их применимости для предсказания временных рядов.

Анализ методов и моделей прогнозирования временных рядов финансовых показателей.

Анализ применимости фреймворков для быстрого моделирования и внедрения глубоких искусственных нейронных сетей.

Рассмотрение подходов к постановке задачи машинного обучения, программированию, выбору операционных систем, языков программирования и библиотек.

Формулирование требований к программной подсистеме на основе проведённых исследований.

Проектирование, реализация и тестирование программной подсистемы прогнозирования финансовых показателей в торговом приложении.

Ответы

ChatGPT:

Аннотация

Данная выпускная квалификационная работа магистра посвящена проектированию и разработке программной подсистемы прогнозирования финансовых показателей в торговом приложении. В работе проведён всесторонний анализ существующих методов представления биржевых графиков валют, а также их применимости для предсказания временных рядов. Сравнительный анализ

различных типов визуализаций, таких как свечные и линейные графики, позволил определить наиболее эффективные подходы для анализа финансовых данных и разработки предсказательных моделей.

Особое внимание уделено исследованию методов и моделей прогнозирования временных рядов, включая классические подходы (ARIMA, экспоненциальное сглаживание) и более современные методы, основанные на глубоких нейронных сетях. Рассмотрены особенности применения рекуррентных нейронных сетей (RNN), LSTM (Long Short-Term Memory) и других архитектур для прогнозирования динамики финансовых показателей.

В работе также проведён анализ применимости различных фреймворков и библиотек для быстрого моделирования и внедрения глубоких искусственных нейронных сетей, таких как TensorFlow, Keras и PyTorch. Оценены их возможности с точки зрения производительности, простоты интеграции и поддержки различных типов моделей.

Рассматриваются различные подходы к постановке задач машинного обучения, включая выбор операционных систем, языков программирования (Python, R) и библиотек для разработки алгоритмов предсказания. Выбраны оптимальные решения для реализации подсистемы, учитывая требования к скорости работы, гибкости и масштабируемости.

На основе проведённых исследований сформулированы требования к программной подсистеме, которые включают обеспечение точности прогнозирования, высокую производительность и возможность интеграции с существующими торговыми системами. В заключение работы представлен процесс проектирования, реализации и тестирования программной подсистемы, а также результаты её применения для прогнозирования финансовых показателей в реальных условиях работы торгового приложения.

Yandex:

Аннотация к расчётно-пояснительной записке выпускной квалификационной работы магистра:

В работе проводится комплексное исследование и разработка программной подсистемы прогнозирования финансовых показателей для торгового приложения. Основное внимание уделяется сравнительному анализу методов представления биржевых графиков валют и их применимости для предсказания временных рядов.

Проанализированы методы и модели прогнозирования временных рядов финансовых показателей, что позволило определить наиболее эффективные подходы для решения поставленной задачи. Также рассмотрен вопрос применимости различных фреймворков для быстрого моделирования и внедрения глубоких искусственных нейронных сетей.

В рамках работы изучены подходы к постановке задачи машинного обучения, программированию, выбору операционных систем, языков программирования и библиотек, что обеспечило основу для формулирования требований к программной подсистеме.

На основе проведённых исследований разработаны требования к программной подсистеме, выполнено её проектирование, реализация и тестирование. Результаты работы могут быть использованы для улучшения точности прогнозирования финансовых показателей в торговых приложениях и повышения эффективности принятия решений на основе данных.

GigaChat:

Аннотация

Выпускная квалификационная работа магистра посвящена проектированию и разработке программной подсистемы прогнозирования финансовых показателей в торговом приложении. Работа охватывает широкий спектр вопросов, связанных с методами представления биржевых графиков валют, моделями прогнозирования временных рядов и подходами к созданию и внедрению глубоких искусственных нейронных сетей.

В ходе исследования был проведен сравнительный анализ различных методов представления биржевых графиков валют, рассмотрены их преимущества и недостатки с точки зрения предсказания временных рядов. Особое внимание уделено методам и моделям прогнозирования временных рядов финансовых

показателей, включая традиционные статистические методы и современные подходы на основе машинного обучения.

Также в работе проанализирована применимость фреймворков для быстрого моделирования и внедрения глубоких искусственных нейронных сетей, таких как TensorFlow и PyTorch. Рассмотрены различные подходы к постановке задачи машинного обучения, выбору операционных систем, языков программирования и специализированных библиотек.

На основании проведенных исследований сформулированы требования к программной подсистеме, обеспечивающей прогнозирование финансовых показателей. Далее представлено проектирование, реализация и тестирование разработанной подсистемы в рамках торгового приложения.

Llama3.3:

В представленной выпускной квалификационной работе магистра проводится комплексное исследование и разработка программной подсистемы, предназначенной для прогнозирования финансовых показателей в торговом приложении. В рамках работы выполнены следующие ключевые задачи:

- Сравнительный анализ методов представления биржевых графиков валют: Проведен детальный анализ различных методов представления биржевых графиков валют, оценка их применимости и эффективности для предсказания временных рядов. Это позволило определить оптимальные подходы к визуализации и обработке финансовых данных.

- Анализ методов и моделей прогнозирования временных рядов финансовых показателей: Исследованы современные методы и модели, применяемые для прогнозирования финансовых показателей, включая статистические модели, модели машинного обучения и глубокие нейронные сети. Этот анализ позволил определить наиболее эффективные подходы к прогнозированию финансовых показателей.

- Анализ применимости фреймворков для быстрого моделирования и внедрения глубоких искусственных нейронных сетей: Оценена применимость различных фреймворков для разработки и внедрения глубоких нейронных сетей в

программную подсистему, с учетом их гибкости, масштабируемости и производительности.

- Рассмотрение подходов к постановке задачи машинного обучения, программированию, выбору операционных систем, языков программирования и библиотек: Рассмотрены различные аспекты разработки программной подсистемы, включая постановку задач машинного обучения, выбор программных инструментов и платформ, для обеспечения эффективной и масштабируемой реализации.

- Формулирование требований к программной подсистеме: на основе результатов проведенных исследований сформулированы требования к программной подсистеме прогнозирования финансовых показателей, включая функциональные, производственные и эксплуатационные требования.

- Проектирование, реализация и тестирование программной подсистемы: Разработана и протестирована программная подсистема прогнозирования финансовых показателей в торговом приложении, Meeting сформулированные требования и примененные современные технологии и методы искусственного интеллекта.

В результате выполнения данной работы получен практический опыт в проектировании и разработке программных подсистем прогнозирования финансовых показателей, а также обоснованы рекомендации по улучшению существующих торговых приложений за счет интеграции функций прогнозирования на основе искусственного интеллекта. Работа содержит теоретические обоснования и практические результаты, которые могут быть полезны для разработки и оптимизации финансовых инструментов в различных приложениях.

DeepSeek:

Аннотация

Выпускная квалификационная работа магистра посвящена проектированию и разработке программной подсистемы прогнозирования финансовых показателей для интеграции в торговое приложение. В работе проведён сравнительный анализ методов визуализации биржевых графиков валют, оценена их применимость для

анализа и предсказания временных рядов. Рассмотрены современные методы и модели прогнозирования временных рядов, включая традиционные статистические подходы и методы машинного обучения, с акцентом на их эффективность и точность.

Особое внимание уделено анализу фреймворков для быстрого моделирования и внедрения глубоких искусственных нейронных сетей, что позволило выбрать наиболее подходящие инструменты для реализации подсистемы. Проведён анализ подходов к постановке задач машинного обучения, выбору операционных систем, языков программирования и библиотек, что обеспечило оптимальные условия для разработки. На основе проведённых исследований сформулированы требования к программной подсистеме, включая функциональные и нефункциональные аспекты.

В рамках работы выполнено проектирование, реализация и тестирование программной подсистемы прогнозирования финансовых показателей. Разработанное решение интегрировано в торговое приложение, что подтверждает его практическую применимость и эффективность. Результаты работы могут быть использованы для повышения точности прогнозирования в финансовой сфере и оптимизации торговых стратегий.

Результы (Сравнительный анализ ответов LLM)

Для оценки качества ответов моделей на заданный вопрос, рассмотрим их соответствие поставленной задаче, полноту охвата ключевых аспектов, структурированность и детализацию.

ChatGPT

Достоинства:

- Полное соответствие всем пунктам задания.
- Детализированное описание методов визуализации (свечные и линейные графики).
- Подробный анализ методов прогнозирования (ARIMA, экспоненциальное сглаживание, RNN, LSTM).
- Упоминание конкретных фреймворков (TensorFlow, Keras, PyTorch) и их преимуществ.

- Чёткое описание подходов к постановке задач машинного обучения, выбору языков программирования (Python, R) и библиотек.

- Логичное завершение с описанием проектирования, реализации и тестирования подсистемы.

Недостатки:

- Незначительное превышение объёма текста (возможно, избыточная детализация для аннотации).

Yandex

Достоинства:

- Краткость и лаконичность.
- Упоминание всех ключевых аспектов задания.
- Чёткое описание этапов работы (анализ, разработка требований, проектирование, реализация, тестирование).

Недостатки:

- Отсутствие детализации (например, не указаны конкретные методы прогнозирования или фреймворки).
- Менее структурированный текст по сравнению с другими моделями.

GigaChat

Достоинства:

- Полное соответствие всем пунктам задания.
- Упоминание методов визуализации и их анализа.
- Описание методов прогнозирования (традиционные и современные подходы).
- Указание конкретных фреймворков (TensorFlow, PyTorch).
- Чёткое описание этапов работы.

Недостатки:

- Недостаточная детализация (например, не указаны конкретные модели прогнозирования, такие как ARIMA или LSTM).
- Текст менее структурирован, чем у ChatGPT.

Llama3.3

Достоинства:

- Полное соответствие всем пунктам задания.
- Детализированное описание методов визуализации и их анализа.
- Подробный анализ методов прогнозирования (статистические модели, машинное обучение, глубокие нейронные сети).
- Упоминание фреймворков и их анализа.
- Чёткое описание подходов к постановке задач машинного обучения, выбору инструментов и платформ.
- Логичное завершение с описанием проектирования, реализации и тестирования.

Недостатки:

- Несколько избыточный объём текста (близок к объёму ChatGPT).
- Незначительные стилистические недочёты (например, повторение слов).

DeepSeek

Достоинства:

- Полное соответствие всем пунктам задания.
- Детализированное описание методов визуализации и их анализа.
- Подробный анализ методов прогнозирования (традиционные и современные подходы).
- Упоминание фреймворков и их анализа.
- Чёткое описание подходов к постановке задач машинного обучения, выбору инструментов и платформ.
- Логичное завершение с описанием проектирования, реализации и тестирования.

Недостатки:

- Незначительное превышение объёма текста.
- Менее детализированное описание по сравнению с ChatGPT и Llama3.3.

Итоговые результаты показаны на рисунке 1.

Рейтинг моделей по качеству ответа

Место	Модель	Обоснование
1	ChatGPT	Наиболее полный и структурированный ответ. Детализированное описание всех аспектов задания.
2	Llama3.3	Близок по качеству к ChatGPT, но с небольшими стилистическими недочётами. Детализированное описание всех аспектов задания.
3	DeepSeek	Полное соответствие заданию, но менее детализированное описание по сравнению с ChatGPT и Llama3.3.
4	GigaChat	Полное соответствие заданию, но менее структурированный и детализированный текст.
5	Yandex	Краткий и лаконичный ответ, но отсутствие детализации и структурированности.

Рисунок 1 – рейтинг моделей по качеству ответа

Задание 3

Достоинства и недостатки применения LLM для профессиональной деятельности.

Достоинства:

- Экономия времени: LLM позволяют быстро генерировать тексты, анализировать данные и формулировать выводы.
- Широкий охват тем: Модели способны работать с разнообразными темами, включая технические, научные и гуманитарные.
- Доступность: LLM могут быть использованы в любое время, что особенно полезно для исследователей и разработчиков.
- Локальная развёртка (Llama3.3): Возможность использования без подключения к интернету, что важно для конфиденциальных данных.

Недостатки:

- Недостаточная детализация: некоторые модели (например, Yandex, GigaChat) могут выдавать менее детализированные ответы.
- Стилистические ошибки: иногда текст требует дополнительной редактуры (например, Llama3.3).
- Ограниченная глубина анализа: LLM могут упускать нюансы, требующие экспертного понимания.
- Зависимость от качества запроса: результаты сильно зависят от формулировки вопроса.

Итоговый вывод:

Лучшая модель: ChatGPT – наиболее полный, структурированный и детализированный ответ.

Альтернатива: Llama3.3 — близок по качеству к ChatGPT, но требует небольшой редакции.

Для краткости: Yandex — подходит для быстрого получения лаконичного ответа, но с меньшей детализацией.

Для профессиональной деятельности LLM являются мощным инструментом, но их использование требует критического подхода к результатам и, при необходимости, дополнительной обработки текста.

Задание 4

Вопрос: Сформируй для отчёта список литературы на основе ранее данных тобой ответов.

Ответы:

GPT

Для формирования списка литературы на основе ответа можно использовать следующие типы источников, которые могут быть использованы в отчете по теме "Прогнозирование финансовых показателей в торговом приложении":

- Книги и учебники по теории и методам анализа временных рядов:
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C. Time Series Analysis: Forecasting and Control. Wiley, 2015.
- Hyndman, R. J., Athanasopoulos, G. Forecasting: principles and practice. 2nd edition, 2018.
- Статьи и исследования по методам прогнозирования временных рядов:
- Tsay, R. S. Analysis of Financial Statements. Wiley, 2011.
- Zhang, G., Patuwo, B. E., Hu, M. Y. "Forecasting with artificial neural networks: The state of the art." International Journal of Forecasting, vol. 14, no. 1, 1998, pp. 35-62.
- Ресурсы по методам машинного обучения и нейронным сетям:
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. Deep Learning. MIT Press, 2016.
- Chollet, F. Deep Learning with Python. Manning, 2017.
- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. "Deep learning." Nature, vol. 521, no. 7553, 2015, pp. 436-444.
- Документы и руководства по фреймворкам для машинного обучения:

- Abadi, M., Barham, P., Chen, J., et al. "TensorFlow: A system for large-scale machine learning." 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI 16), 2016.

- Paszke, A., Gross, S., Mirza, M., et al. "PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library." Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 2019.

- Статьи и исследования по анализу финансовых рынков и биржевых графиков:

- Aït-Sahalia, Y., & Kimmel, R. "Estimating continuous-time models of the spot interest rate." Journal of Financial Economics, vol. 70, 2003, pp. 99-132.

- Pardo, R. The Evaluation and Optimization of Trading Strategies. Wiley, 2008.

- Работы по использованию Python и библиотек для анализа данных:

- McKinney, W. Python for Data Analysis. O'Reilly, 2018.

- VanderPlas, J. Python Data Science Handbook. O'Reilly, 2016.

Этот список литературы содержит как теоретические, так и практические источники, которые могут быть использованы для дальнейшего углубления знаний по теме прогнозирования финансовых показателей с использованием различных методов и инструментов машинного обучения.

GigaChat

Вот пример списка литературы, который может подойти для вашего отчета:

- Боровиков В.П. Нейронные сети: Учебное пособие. — М.: Бином-Пресс, 2018. Этот источник описывает основы нейронных сетей и их применение.

- Дьяков И.А., Кочеткова О.В. Машинное обучение в финансах. — СПб.: Питер, 2020. Книга рассматривает использование методов машинного обучения для решения задач в финансовой сфере.

- Гурьянов А.С. Прогнозирование временных рядов с использованием нейронных сетей. — М.: Горячая линия-Телеком, 2019. Автор детально объясняет процесс прогнозирования временных рядов с помощью нейронных сетей.

- Жуков Л.М. Анализ и прогнозирование финансовых рынков. — М.: Финансы и статистика, 2017. Работа содержит теоретический материал по анализу и прогнозированию финансовых рынков.

- Королев П.И. Финансовые технологии и машинное обучение. — М.: ДМК Пресс, 2019. Источник посвящен применению технологий машинного обучения в финансовом секторе.

- Поляков Ю.Н. Методы прогнозирования временных рядов. — М.: Инфра-М, 2018. Учебник предлагает обзор классических и современных методов прогнозирования временных рядов.

Эти источники охватывают ключевые темы вашей работы: нейронные сети, машинное обучение, финансовые рынки и прогнозирование временных рядов.

Yandex

Для формирования списка литературы, связанного с анализом методов представления биржевых графиков, прогнозированием временных рядов, применением фреймворков для нейронных сетей, а также с вопросами машинного обучения и разработки программного обеспечения, можно использовать следующие источники:

- Бокс, Г., Дженкинс, Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. — М.: Мир, 1974.

- Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс. — М.: Вильямс, 2006.

- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. Deep Learning. — MIT Press, 2016.

- Bishop, C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. — Springer, 2006.

- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. — Springer, 2009.

- Чижов, А. А. Прогнозирование временных рядов с помощью нейронных сетей // Современные проблемы науки и образования. — 2014. — № 3.

- Горбань, А. Н., Россиев, Д. А. Нейронные сети на персональном компьютере. — Новосибирск: Наука, 1996.

- Гмурман, В. Е. Теория вероятностей и математическая статистика. — М.: Высшая школа, 2003.

- Магнус, Я. Р., Катышев, П. К., Пересецкий, А. А. Эконометрика. Начальный курс. — М.: Дело, 2004.

- Новак, Э. Языки программирования: разработка и реализация. — М.: Вильямс, 2002.

При составлении списка литературы важно учитывать актуальные научные публикации и источники, которые были использованы в процессе исследования и разработки программной подсистемы.

Лlama3.3

Ниже представлен список литературы, который может быть использован для выпускной квалификационной работы магистра на тему "Проектирование и разработка программной подсистемы прогнозирования финансовых показателей в торговом приложении":

- Бёрд П. Python и алгоритмы: Руководство по разработке на Python. - М.: ДМК-Пресс, 2020. - 384 с.

- Липов А. Анализ данных с помощью Python. - СПб.: Питер, 2019. - 288 с.

- Шипилов А. В. Машинное обучение для всех. - М.: Вильямс, 2020. - 224 с.

- Иванов А. Н., Петров В. В. Применение машинного обучения в задачах прогнозирования временных рядов // Journal of Intelligent Information Systems. - 2020. - Т. 55. - № 2. - С. 347-361.

- Соколов С. В., Алексеев А. В. Глубокие нейронные сети в финансовом анализе // Финансы и кредит. - 2019. - № 35. - С. 28-40.

- Кузнецова Е. А. Разработка программной системы прогнозирования финансовых показателей с использованием методов машинного обучения. - Дисс. канд. техн. наук. - М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2020. - 150 с.

- Материалы конференции "Машинное обучение и искусственный интеллект в финансах". - М.: Финансовый университет, 2019. - 120 с.

- official TensorFlow documentation. [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://www.tensorflow.org/docs> (дата обращения: 15.02.2023).

- Курс "Машинное обучение" на платформе Coursera. [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://www.coursera.org/learn/machine-learning> (дата обращения: 01.03.2023).

- ГОСТ 34.601-90. Информационные технологии. Общие требования к программным средствам.

- Federal Information Processing Standards Publication 197. [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/FIPS/NIST.FIPS.197.pdf> (дата обращения: 20.01.2023).

Этот список литературы включает разнообразные источники, отражающие как теоретические, так и практические аспекты разработки программной подсистемы прогнозирования финансовых показателей в торговом приложении. Он охватывает книги, статьи в журналах, диссертации, материалы конференций, интернет-ресурсы и нормативные документы, что позволяет обеспечить глубокое и всестороннее исследование темы.

DeepSeek

Вот пример списка литературы, сформированного на основе ранее данных ответов. Список включает источники, которые могут быть полезны для конструкторской/технологической части ВКРМ, а также для формирования списка литературы с использованием генеративных помощников. Источники разделены на категории для удобства.

Список литературы:

- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.
- Kutz, J. N. (2013). Data-Driven Modeling & Scientific Computation: Methods for Complex Systems & Big Data. Oxford University Press.
- ANSYS Documentation. (2023). ANSYS Mechanical User's Guide.
- SolidWorks Help. (2023). SolidWorks Simulation.
- Bishop, C. M. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. Springer.
- McKinney, W. (2017). Python for Data Analysis. O'Reilly Media.
- Montgomery, D. C. (2017). Design and Analysis of Experiments. Wiley.
- Minitab User Guide. (2023). Minitab Statistical Software.

- Chollet, F. (2021). Deep Learning with Python. Manning Publications.
- Géron, A. (2022). Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. O'Reilly Media.
- Brown, T. B., et al. (2020). Language Models are Few-Shot Learners. arXiv preprint arXiv:2005.14165.
- Hugging Face Documentation. (2023). Transformers Library.
- ГОСТ 7.1-2003.
- Mendeley Help Center. (2023). Mendeley Reference Manager.
- Zotero Documentation. (2023). Zotero Quick Start Guide.
- EndNote Training. (2023). EndNote 20 User Guide.
- Russell, S., & Norvig, P. (2020). Artificial Intelligence: A Modern Approach. Pearson.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). Reinforcement Learning: An Introduction. MIT Press.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep Learning. Nature, 521(7553), 436-444.

Примечания:

Источники подобраны с учётом их актуальности и применимости в конструкторской/технологической части ВКРМ.

Для формирования списка литературы использованы как книги, так и статьи, руководства и документация по программному обеспечению.

Список может быть дополнен в зависимости от специфики вашей работы.

Этот список литературы можно использовать в отчёте, предварительно проверив соответствие требованиям вашего учебного заведения (например, ГОСТ для оформления).

Выводы:

Выводы в виде таблицы представлены на рисунке 2.

Место	Модель	Обоснование
1	DeepSeek	Наиболее полный и структурированный ответ. Широкий охват источников, актуальность и четкое разделение на тематические категории.
2	GPT	Полное соответствие теме, широкий охват источников, но отсутствие российских авторов и стандартов оформления.
3	Yandex	Сочетание зарубежных и российских источников, но отсутствие структурированности и современных фреймворков.
4	Llama3.3	Широкий охват типов источников, но недостаточная детализация и отсутствие ключевых работ по временным рядам и машинному обучению.
5	GigaChat	Упоминание российских авторов, но недостаточная детализация, отсутствие структурированности и современных фреймворков.

Рисунок 2 – результаты сравнения

Лучшая модель: DeepSeek — наиболее полный, структурированный и актуальный ответ. Подходит для использования в отчёте.

Альтернатива: GPT — также качественный ответ, но требует дополнения российскими источниками и стандартами оформления.

Для российских источников: GigaChat и Yandex — полезны для включения работ российских авторов, но требуют доработки.

Для разнообразия типов источников: Llama3.3 — подходит для включения диссертаций, материалов конференций и интернет-ресурсов.

Для формирования окончательного списка литературы рекомендуется объединить сильные стороны ответов разных моделей, добавив недостающие элементы (российские источники, стандарты оформления).

Вывод

Для профессиональной деятельности LLM являются мощным инструментом, но их использование требует критического подхода к результатам и, при необходимости, дополнительной обработки текста.