Государственное бюджетное общеобразовательное учреждение города Москвы «Бауманская Инженерная Школа № 1580»

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ И ОЦЕНКА ЦЕННОСТИ TELEGRAM NFT НА ОСНОВЕ ЕГО ХАРАКТЕРИСТИК

Участники:

Ученик 10 «Т» класса

ГБОУ Школа №1580

Лазаренко Алексей Андреевич,

Ученик 10 «Т» класса

ГБОУ Школа №1580

Тюриков Алексей Михайлович

Руководитель проекта:

Педагог дополнительного образования

ФГАОУ ВО МГТУ им. Н.Э. Баумана

Узденов Таулан Тельманович

Москва, 2025

Оглавление

1. Введение 3
2. WEB-3 и определение NFT 7
   2.1 WEB 3: децентрализованный интернет как фундамент мира NFT 7
   2.2 Специфика Telegram NFT 8
3. Продукт: модель для определения ценности NFT-подарков 10
   3.1 Формирование и подготовка датасета 11
   3.2 Модель машинного обучения 13
   3.3 Интерфейс: TG-Бот 16
4. Заключение 18
5. Список литературы 20

1. Введение

Текущие тенденции в цифровой сфере демонстрируют всё более глубокую интеграцию цифровых ресурсов и цифровых валют в повседневную жизнь современного общества. Ведущие мировые державы, такие как Российская Федерация и США, Китай, активно развивают законодательную базу, направленную на регулирование этой области, что свидетельствует о её стратегической значимости и необходимости государственного контроля. Параллельно с этим, традиционные цифровые платформы, которые используются миллионами пользователей ежедневно, например, мессенджер Telegram, не остаются в стороне от инновационных процессов. Они интегрируют передовые технологии, что способствует их конкурентоспособности и закреплению лидирующих позиций на рынке цифровых услуг. Таким образом, можно утверждать, что будущее цифровых технологий уже наступило, и его влияние невозможно игнорировать ни в каких сферах.

Современные цифровые платформы и приложения, с которыми взаимодействует широкая аудитория пользователей ежедневно, проходят глубокую эволюцию, внедряя инновационные технологии и концепции, соответствующие вызовам и трендам современности. Примером подобной трансформации служит мессенджер Telegram, который уже давно превзошёл своё изначальное предназначение и превратился в многофункциональную экосистему, включающую элементы финансовых сервисов и блокчейн-технологий. Это свидетельствует о постепенном, но неуклонном переходе общества к новой цифровой эпохе, в которой границы между физической и виртуальной реальностями становятся всё более размытыми и взаимопроникающими.

Особенное значение на фоне этих процессов приобретает феномен невзаимозаменяемых токенов (NFT, Non-Fungible Tokens). За относительно короткий промежуток времени NFT трансформировались из технического новшества в мощный культурный и экономический инструмент, стимулирующий развитие индустрии цифрового искусства,

коллекционирования и новых форм владения интеллектуальной собственностью. Возникает ряд ключевых вопросов: каким образом обычные цифровые изображения и объекты приобрели рыночную стоимость, достигающую миллионов рублей? Почему они вызывают пристальный интерес со стороны инвесторов, художников и разработчиков? Каким образом данная система взаимосвязана с концепциями WEB-3, блокчейна и криптовалюты?

Для всестороннего понимания рассматриваемого явления важно не только изучить технические и социокультурные аспекты NFT, но и проанализировать их экономическую составляющую, включая динамику цен и факторы, влияющие на их формирование. Современный этап развития технологий машинного обучения обеспечивает новые возможности моделирования и прогнозирования стоимости цифровых активов, в том числе невзаимозаменяемых токенов.

Методологическая часть исследования включает разработку и поочерёдное применение различных моделей машинного обучения с целью выбора наиболее эффективного инструмента для прогнозирования стоимости NFT: от простой линейной регрессия (LinearRegression()), позволяющей установить базовую модель зависимости цены от набора входных параметров, до алгоритма RandomForestRegressor(), представляющего собой ансамблевый метод, способный моделировать сложные нелинейные зависимости и обеспечивающий высокую точность предсказаний за счёт использования случайного леса решающих деревьев.

Для визуализации результатов применения каждой модели использовались специализированные сторонние библиотеки, обеспечивающие построение информативных графиков и диаграмм. Это позволило оценить качество предсказаний, сравнить фактические и прогнозные значения цен, а также проанализировать вклад отдельных факторов в формирование модели. Визуальный анализ сыграл ключевую роль в интерпретации полученных данных и выборе наилучшей модели для дальнейшего использования.

Особое внимание в ходе исследования уделялось созданию собственного датасета, поскольку готовые наборы данных, адекватно отражающие специфику

рынка NFT, отсутствовали. Для формирования датасета проводился сбор эмпирической информации из различных источников, включая редкость модели, количество выпущенных единиц, характеристики их редкости и другие важные параметры. Такой подход обеспечил высокое качество и релевантность обучающей выборки, что является критически важным условием для успешного применения машинного обучения в рассматриваемой области.

Таким образом, представленная работа объединяет теоретический анализ цифровой экономики с практической реализацией предсказательной модели в среде Google Collab, ориентированной на глубокое понимание механизмов ценообразования в пространстве NFT. Такой комплексный подход способствует интеграции гуманитарных и технических аспектов исследуемого феномена, что повышает научную ценность и применимость результатов.

Цель данного исследования заключается в анализе устройства WEB-3, особенностей функционирования цифровой Telegram NFT и среды TON, в которой они существуют, а также в разработке модели машинного обучения для прогнозирования их стоимости и интерфейса для неё в виде бота в мессенджере Telegram.

Основные задачи исследования включают:

1. Определение сущности и ключевых принципов технологии WEB-3, изучение уникальных особенностей блокчейна TON;
2. Рассмотрение отличительных признаков Telegram NFT подарков и выделение характеристик, определяющих их ценность.
3. Создание отражающего специфику рынка невзаимозаменяемых токенов Telegram датасета для дальнейшего обучения моделей.
4. Разработка, тестирование и оценка эффективности нескольких моделей машинного обучения, предназначенной для прогнозирования стоимости NFT на основе собранных данных.
5. Интеграция финальной модели машинного обучения в удобный интерфейс – Telegram бота

В ходе исследования применены методы наблюдения, аналитического и сравнительного анализа, моделирования, а также систематического изучения и обобщения научных и практических источников, что обеспечивает комплексное и объективное изучение предметной области.

2. WEB-3 и NFT в современном мире

2.1. WEB 3: децентрализованный интернет как фундамент мира NFT

Чтобы понять принципы и основы работы технологий, на базе которых основаны NFT, следует кратко обратиться к их истории и принципам.

Концепция WEB-3 возникла как ответ на ограниченности предыдущих поколений интернета, прежде всего связанных с централизованным контролем, ограничениями приватности и недостаточной интерактивностью. WEB-3 представляет собой новую парадигму развития Всемирной паутины, основанную на децентрализации, использовании блокчейн-технологий и смарт-контрактов, что позволяет создавать распределённые приложения (dApps) без единого управляющего центра. Главными характеристиками WEB-3 являются обеспечение пользователям контроля над собственными данными, повышение прозрачности транзакций и взаимодействий, а также стимулирование открытых и доверительных цифровых экосистем.

Развитие WEB-3 тесно связано с появлением криптовалют и технологией блокчейн, которые обеспечивают инфраструктуру для безопасного и проверяемого обмена цифровыми активами. Блокчейн представляет собой распределённую и децентрализованную технологию хранения данных, основанную на последовательной записи информации в виде связанных между собой блоков, что обеспечивает целостность и защищённость данных от подделки и несанкционированного изменения. Такая структура создаёт непрерывную цепочку данных, обновляемую и проверяемую участниками сети без необходимости наличия централизованного администратора.

Технология блокчейн функционирует на основе консенсусных алгоритмов, которые позволяют поддерживать согласованность информации между распределёнными узлами сети и обеспечивают безопасность её транзакций. Блокчейн находит широкое применение в различных областях, включая криптовалюты, системы учёта, управление цепочками поставок и создание невзаимозаменяемых токенов (NFT). Благодаря своим свойствам децентрализации, прозрачности и неизменности, блокчейн способствует

формированию новых моделей доверия и взаимодействия в цифровой экономике.

The Open Network (TON) — это децентрализованная блокчейн-платформа, созданная командой мессенджера Telegram, которая отличается многоуровневой архитектурой с поддержкой шардинга. Такая структура позволяет обрабатывать миллионы транзакций в секунду, обеспечивая масштабируемость и надёжность сети. Основой консенсуса служит энергоэффективный алгоритм Proof of Stake, а встроенные механизмы самовосстановления делают TON устойчивым к сбоям и атакам. Платформа поддерживает не только хранение и передачу криптоактивов, но и децентрализованные приложения, предоставляя универсальные инструменты для WEB-3 экосистемы.

Дополнительно в TON внедрена децентрализованная система доменных имён TON DNS, обеспечивающая удобную идентификацию пользователей и сервисов. Она позволяет заменять сложные криптографические адреса простыми и понятными именами, что повышает удобство взаимодействия внутри экосистемы и способствует её интеграции с пользовательскими приложениями.

Внутри блокчейна TON реализована криптовалюта Toncoin, которая функционирует в качестве средства оплаты транзакций и взаимодействия внутри сети, способствуя развитию цифровой экономики и являясь основным токеном для покупки Telegram NFT.

2.2 Специфика Telegram NFT

Важной инновацией, реализованной благодаря глубокому взаимодействию Telegram и TON, стало внедрение NFT-подарков в рамках мессенджера. Эта функция позволяет пользователям превращать привычные цифровые подарки, включая анимированные и уникальные творения, в полноценные невзаимозаменяемые токены, которые можно передавать, коллекционировать и даже продавать с поддержкой блокчейн-валидированного сертификата подлинности. Для удобства пользователей процесс отправки NFT максимально упрощён: они могут передавать уникальные цифровые активы так же легко, как

обычные сообщения, используя встроенный TON-кошелёк в Telegram. Это существенно расширяет возможности цифровой собственности и стимулирует формирование активных сообществ вокруг NFT внутри платформы.

В отличие от многих других коллекций NFT, для Telegram NFT, иначе называемых NFT-Подарками, есть некоторые свойства, определяющие их уникальность. У каждого токена существует, например, свой собственный уникальный url формата **http://t.me//НазваниеКоллекции-НомерПодарка** – именно это мы будем использовать для определения конкретного подарка. Также, существует ещё четыре признака, на основе которых мы будем рассчитывать редкость токена: саплай (количество выпущенных токенов в коллекции), редкость модели, редкость фонового цвета и редкость фонового эмодзи.

3. Продукт: модель для определения ценности NFT-подарков

В процессе реализации исследовательского проекта была использована совокупность специализированных библиотек Python, каждая из которых играет определённую роль в обработке данных и построении моделей машинного обучения:

1. NumPy — библиотека, обеспечивающая обширный инструментарий для выполнения фундаментальных математических и статистических операций, необходимых при предварительной обработке и генерации данных.
2. Pandas — библиотека для эффективной работы с табличными и структурированными данными. Она предоставляет удобные средства для загрузки, очистки, фильтрации, агрегации и преобразования данных, что критически важно для анализа и подготовки датасета к этапу моделирования.
3. Matplotlib.pyplot — модуль, предназначенный для создания базовых визуализаций, включая графики, диаграммы и гистограммы. Он используется для наглядного представления характеристик данных датасета и визуального анализа работы моделей.
4. Seaborn — библиотека, расширяющая возможности визуализации Matplotlib и позволяющая строить более сложные, информативные и стилизованные графики.
5. Scikit-learn (sklearn) — комплексный инструмент для реализации алгоритмов машинного обучения, включающий в себя модели для решения задач классификации, регрессии, кластеризации, а также модули для предобработки данных и вычисления метрик качества. Эта библиотека является основной платформой для построения, оценки и сравнения различных моделей в данном проекте.
6. Telebot — специализированная библиотека для взаимодействия с API Telegram, используемая в проекте для разработки Telegram-бота.

Комплексное применение данных библиотек позволяет обеспечить высокий уровень автоматизации и воспроизводимости всех этапов анализа и моделирования, а также эффективную визуализацию и интеграцию результатов в цифровую среду. Ссылка на проект в Google Collab: ссылка.

3.1. Формирование и подготовка датасета

Создание корректного, структурированного и репрезентативного набора данных является базовым и одним из наиболее критичных этапов любого проекта, связанного с машинным обучением. Это обусловлено тем, что качество исходной информации оказывает непосредственное влияние на итоговые результаты модели, её точность и обобщающую способность. В связи с отсутствием готовых, полноценных и специализированных датасетов, адекватно отражающих специфику рынка невзаимозаменяемых токенов (NFT), в рамках данного исследования было принято решение разработать собственный датасет. Такой подход позволил гибко контролировать распределение признаков, своевременно устранять пропуски и аномалии в данных, а также обеспечивать сбалансированность выборки для повышения качества дальнейшего анализа и обучения моделей.

3.1.1. Концепция и структура данных

Основой формирования датасета послужили ключевые характеристики NFT-токенов, отобранные на основе анализа факторов, наиболее существенно влияющих на их рыночную стоимость. Для каждой модели NFT фиксировались следующие параметры:

- **supply** — количество выпущенных единиц моделей данной коллекции, отражающее ограниченность и дефицит токена;
- **rarity_model** — количественный показатель редкости визуальной составляющей модели в диапазоне от 3.0 до 0.2, где последнее соответствует максимальной редкости;
- **rarity_background** — показатель редкости цвета фонового изображения токена в диапазоне от 2.0 до 1.0;
- **rarity_emoji** — редкость фонового эмодзи токена;

- **price** — целевая переменная исследования, соответствующая рыночной стоимости NFT, выраженной в условных единицах.

Выбор именно этих признаков базировался на предположении о прямой корреляции между рыночной ценой NFT и такими факторами, как её эксклюзивность (редкость компонентов) и экономический принцип ограниченного предложения (supply).

Мы решили создать датасет размером в тысячу строк, содержащий информацию о двухстах токенов пяти коллекций разных ценовых категорий – от стоящих несколько сот рублей Light Sword до многомиллионных Plush Pepe.

3.1.2. Создание исходных данных

Первым этапом было необходимо каким-то образом собрать характеристики тысячи токенов NFT. Для этого мы использовали инструмент gift-parser, который помог получить необходимые данные конкретных токенов через их url. Благодаря этому, мы сформировали json-file, содержащий в себе большую часть необходимых данных, которые мы затем перевели в датасет, в то время как данные о ценах были собраны вручную.

В совокупности описанные методы подготовки данных обеспечивают высокую степень надежности и применимости модели машинного обучения для прогнозирования цен токенов, учитывая комплексный набор факторов, формирующих цифровую стоимость в современных экономических условиях.

3.1.3 Загрузка датасетов в Google Collab и первичный анализ данных

В рамках проектной работы загрузка исходного датасета в среду разработки Google Collab осуществлялась с использованием облачного хранилища Google Диск, позволяющего организовать централизованный доступ к структурированной таблице данных. После завершения загрузки была проведена двойная процедура проверки качества и полноты данных. На первом этапе применялась визуализация с помощью инструментов библиотеки Matplotlib.pyplot для визуального анализа: графики и диаграммы позволяли оценить распределения признаков, наличие выбросов и аномальных значений, а также подтвердить корректность структуры датасета.

Затем, посредством функций из библиотеки Pandas выполнялась проверка на наличие пропусков, а также осуществлялся анализ целостности и непротиворечивости информации. Такой поэтапный контроль способствовал выявлению и устранению потенциальных ошибок на ранней стадии, обеспечив работоспособность и пригодность датасета для дальнейших этапов построения и обучения моделей машинного обучения.

3.2 Модели машинного обучения.

После формирования и предварительного анализа датасета следующим критически важным этапом исследования стало построение и обучение моделей, предназначенных для прогнозирования рыночной стоимости NFT на основе выбранного набора признаков. В рамках данного этапа были аппробированы различные алгоритмы, которые различаются не только по степени сложности архитектуры, но и по принципу обработки отношений между переменными: линейная регрессия (LinearRegression), регрессия Лассо с применением регуляризационных техник (Lasso Regression), а также ансамблевый метод Random Forest Regressor.

Проведение сравнительного анализа названных моделей позволило выявить преимущества и ограничения как простых линейных методов, ориентированных на интерпретируемость и устойчивость к мультиколлинеарности, так и более гибких ансамблевых подходов, обладающих способностью обнаруживать сложные нелинейные зависимости в данных.

Выбор наиболее оптимальной модели осуществлялся по критериям баланса между простотой, точностью прогноза и способностью к обобщению на новых данных. Такой подход обеспечивал не только корректное отображение связей между исследуемыми характеристиками, но и практическую применимость результатов.

3.2.1 Модель LinearRegression()

На начальном этапе моделирования была реализована линейная регрессия, выступающая в роли базовой отправной точки для построения предсказательной системы. Данный алгоритм основывается на предположении о существовании

линейной зависимости между независимыми признаками и целевой переменной: предполагается, что вклад каждого признака в значение цены NFT можно описать фиксированной пропорцией, что отражает простую структуру взаимосвязей внутри выборки.

Обучение модели осуществлялось с использованием инструмента библиотеки scikit-learn LinearRegression(), что обеспечило воспроизводимость процедуры и позволило получить необходимые метрики для оценки качества прогноза. В результате работы модели были зафиксированы следующие показатели: средняя абсолютная ошибка (MAE) составила 1272.873, корень из средней квадратичной ошибки (RMSE) – 1688.272, коэффициент детерминации (R^2) достиг значения 0.450. Эти результаты свидетельствуют о низкой точности предсказаний и неспособности линейной регрессии адекватно аппроксимировать сложные зависимости в эмпирических данных.

Таким образом, классическая модель линейной регрессии не может считаться удовлетворительной для поставленной задачи прогнозирования стоимости NFT, а достигнутые метрики указывают на необходимость поиска и применения более гибких и адаптивных алгоритмов.

3.2.2 Модель Lasso() с регуляризацией

Следующим этапом построения предсказательной модели явилась реализация регрессии Lasso() той же библиотеки sklearn — модификации классической линейной регрессии, обладающей встроенным механизмом L1-регуляризации. В отличие от стандартной линейной модели, Lasso Regression оптимизирует структуру модели за счёт "штрафования" избыточных коэффициентов, что способствует уменьшению риска переобучения, а также автоматическому выявлению и отбору релевантных признаков, наиболее существенно влияющих на целевую переменную.

В рамках данного этапа были дополнительно применены следующие инструменты регуляризации:

1. Скалирование признаков; при большом разбросе данных, веса линейной модели могут очень сильно изменяться, что может свести на нет влияние даже самых важных признаков из-за масштаба данных.
2. Логарифмирование целевой переменной позволило снизить влияние выбросов в наборах данных.

Тем не менее, анализ результатов, полученных на тестовой выборке, выявил существенное снижение качества предсказаний по сравнению с базовой линейной моделью. Метрики MAE (1251.323), RMSE (2321.397), и R^2 (0.054) свидетельствуют о низком качестве новой модели. На основании выявленных недостатков, обусловленных многоплановым и, исходя из экспериментов, нелинейным влиянием отдельных признаков на стоимость NFT, был сделан вывод о нецелесообразности дальнейшего использования линейных моделей с сильной регуляризацией и сформулирована необходимость перехода к более гибким алгоритмам, способным моделировать нелинейные эффекты и сложные взаимодействия между переменными, а именно к ансамблевым деревьям решений, реализуемым с помощью алгоритма Random Forest.

3.2.3 Модель RandomForest()

Заключительным и наиболее результативным этапом моделирования стало обучение ансамблевой модели Random Forest Regressor — алгоритма, функционирующего на основе множества независимых решающих деревьев. Данная модель формирует итоговый прогноз путём усреднения предсказаний отдельных деревьев, каждый из которых строится на случайной подвыборке исходных данных и случайном подмножестве признаков. Такой ансамблевый подход позволяет эффективно устранять проблемы переобучения и устойчиво работать в условиях наличия шума, а также естественным образом моделировать сложные нелинейные взаимосвязи между переменными.

Результаты Random Forest показали значительное улучшение по всем ключевым метрикам. Новые значения метрик стали равны:

MAE: 296.141

RMSE: 744.187

R^2: 0.893

Средняя абсолютная ошибка (MAE) снизилась почти в два раза по сравнению с линейными моделями, а коэффициент детерминации R^2 приблизился к 0.9, что свидетельствует о высокой степени соответствия предсказаний реальным значениям.

Особое внимание было уделено анализу важности признаков, который выявил, что наибольший вклад в предсказание вносят показатели rarity_model и supply, что согласуется с экономическими ожиданиями — редкие токены и малый объём выпуска повышают рыночную стоимость.

Пошаговое тестирование моделей показало следующую логическую динамику:

- LinearRegression обеспечила базовое представление о структуре данных и сформировала отправную точку для оценки качества;
- Lasso Regression при подобранных параметрах продемонстрировала существенное ухудшение метрик, что свидетельствовало о том, что линейные методы с сильной регуляризацией не пригодны для адекватного моделирования рассматриваемого набора данных;
- переход к Random Forest Regressor был мотивирован необходимостью учёта сложных нелинейных зависимостей и взаимодействий между признаками. Random Forest показал значительное улучшение по всем ключевым метрикам, что подтвердило корректность выбора ансамблевой стратегии для задачи прогнозирования цен NFT.

Таким образом, окончательный выбор модели — Random Forest — был сделан на основе эмпирического сравнения и анализа поведения алгоритмов на реальных данных: ансамблевый метод обеспечил требуемую гибкость и высокую точность предсказаний, тогда как регуляризованные линейные модели не справились с выраженной нелинейной природой целевой переменной.

3.3 Интерфейс: Telegram Бот

На заключительном этапе практической части проекта реализована интеграция обученной модели машинного обучения в пользовательский

интерфейс в виде Telegram-бота. Такая реализация обеспечивает упрощение взаимодействия пользователя с системой прогнозирования и делает инструмент доступным и удобным для оперативного применения в реальном времени.

Проектирование и реализация выполнялись на языке Python с использованием соответствующих инструментов для Telegram-автоматизации. Архитектура бота логически разделена на шесть функциональных блоков: импорт необходимых библиотек и создание экземпляра интерфейса, настройка уникального идентификатора бота, объявление глобальных параметров — признаков NFT, используемых моделью для прогноза, и создание словарей для удобной навигации по коллекциям и возможным вариантам атрибутов.

Процесс взаимодействия с пользователем реализован через обработчик команд и текстовых сообщений. Команда /start инициирует приветствие и информирует о возможностях сервиса, а команда /predict запускает последовательный запрос необходимых параметров: коллекции, модели, редкости элементов, фона и значения supply. Введение каждого параметра сопровождается валидацией входных данных, что позволяет своевременно обнаруживать и исправлять ошибки ввода, обеспечивая надежность предсказаний.

После сбора всех параметров данные передаются в модель машинного обучения, после чего формируется прогнозируемая стоимость NFT и выводится пользователю в удобном формате, например: «Спрогнозированная цена: XXX Ton». Непрерывная связь с сервером Telegram и обработка входящих сообщений обеспечивают онлайн-режим работы бота. В контексте демонстрации в среде Google Colab данный блок кода обеспечивает стабильность и непрерывность сервиса до момента развёртывания в целевой среде.

Таким образом, Telegram-бот выступает как практический интерфейс между пользователем и интеллектуальной системой прогнозирования, объединяя выводы машинного обучения с удобством взаимодействия, позволяя проводить моментальный анализ и оценку стоимости NFT без непосредственного обращения к исходному коду или работе с сырыми данными.

Заключение

В ходе проведенного исследования была рассмотрена и практически реализована комплексная задача, совмещающая анализ современного феномена невзаимозаменяемых токенов (NFT) и применение методов машинного обучения для прогнозирования их стоимости.

Теоретический блок работы позволил выделить ключевые особенности экосистемы WEB-3, с акцентом на архитектуру и функциональные преимущества блокчейна TON, а также анализ специфики NFT, которые выступают значимым элементом современной цифровой экономики и новыми инструментами обмена ценностями и владения цифровыми активами.

Практическая часть проекта была сфокусирована на разработке и обучении регрессионной модели, способной предсказывать рыночную стоимость NFT в экосистеме блокчейна TON на основании объективных параметров. С этой целью был создан оригинальный датасет, включающий наиболее значимые для формирования стоимости признаки: объем выпуска (supply), редкость модели и фоновых элементов. Такой подход обеспечил возможность гибкого структурирования данных и учета специфики Telegram NFT.

На разных этапах эксперимента были протестированы три модели: Regression, Lasso Regression (с регуляризацией) и Random Forest Regressor. Анализ полученных метрик показал, что линейные методы и их регуляризованные модификации не в полной мере отражают сложные нелинейные зависимости между признаками, характерные для NFT-рынков. Максимальной точности удалось добиться с использованием ансамблевого метода Random Forest, значение ключевых метрик при этом составили: MAE ≈ 296, RMSE ≈ 744, R^2 ≈ 0.893, что свидетельствует о высокой достоверности прогнозов и обоснованности выбранной архитектурной стратегии

Финальным этапом стала интеграция обученной модели в Telegram-бота, что обеспечило простоту, доступность и интуитивную понятность интерфейса прогнозирования стоимости NFT для конечных пользователей. Данная реализация наглядно демонстрирует не только практическую применимость

разработанных алгоритмов на реальных цифровых рынках, но и потенциал комплексного внедрения инструментов машинного обучения в анализ и автоматизацию рынка цифровых активов, в частности NFT в экосистеме TON и Telegram.

Перспективы дальнейшей работы связаны с расширением технических возможностей модели и объема NFT-коллекций Telegram, доступных для анализа, а также с применением более продвинутых моделей глубокого обучения для анализа изменений рыночной стоимости NFT-токенов в режиме реального времени. Это позволит добиться ещё большей точности и адаптивности предсказаний в условиях динамичного цифрового рынка.

Список литературы

1. С. Рашка. Машинное обучение с PyTorch и SckitLearn — СПб.: Фолиант, 2024. — 688 с.

2. Грас Джоэл. Data Science. Наука о данных с нуля. — СПб.: БХВ, 2020. — 416 с.

3. Telegram. Bots: An introduction for developers [Электронный ресурс]. – URL: https://core.telegram.org/bots (дата обращения 29.10.2025).

4. Ethereum Foundation. What is Web 3.0? [Электронный ресурс]. — URL: https://ethereum.org/en/web3/ (дата обращения: 04.11.2025).

5. The Open Network. Шардинг в блокчейне TON. [Электронный ресурс]. — URL: https://docs.ton.org/ru/v3/concepts/dive-into-ton/ton-blockchain/sharding (дата обращения: 05.11.2025).