

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ  
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ  
«ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ»

Факультет компьютерных наук

Каюмов Руслан Асхатович

**Reinforcing Learning для ребалансировки  
инвестиционного портфеля**

Выпускная квалификационная работа [отчет #2]  
по направлению подготовки 01.04.02 Прикладная математика и информатика  
образовательная программа магистратуры «Машинное обучение и  
высоконагруженные системы»

Научный руководитель:

Максимовская Анастасия Максимовна

Рецензент:

\_\_\_\_\_

Москва 2023

## ОГЛАВЛЕНИЕ

<b>ОГЛАВЛЕНИЕ .....</b>	<b>2</b>
<b>ВВЕДЕНИЕ .....</b>	<b>4</b>
<b>ГЛАВА 1. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ РЕШЕНИЙ РЕБАЛАНСИРОВКИ ИНВЕСТИЦИОННОГО ПОРТФЕЛЯ .....</b>	<b>5</b>
1.1 Теоретические основы по ребалансировке портфеля .....	5
1.2 Эконометрические методы .....	6
1.2.1 Модель Марковица .....	6
1.2.2 Модель Блэка-Литтермана .....	7
1.3 Численные методы .....	8
1.3.1 Симуляция Монте-Карло.....	8
1.3.2 CART для оптимизации портфеля .....	8
<b>ГЛАВА 2. АНАЛИЗ И СПЕЦИФИКА ВХОДНЫХ ДАННЫХ.....</b>	<b>9</b>
2.1 Особенности и структура входных данных .....	9
2.2 Классы инвестиционных активов и их первичный отбор для модели	10
2.3 Источники данных.....	11
2.4 Разведочный анализ данных .....	12
<b>ГЛАВА 3. BASELINE МОДЕЛЬ .....</b>	<b>21</b>
3.1 Практическая реализация модели Марковица .....	21
3.2 Добавление модуля периодической ребалансировки .....	23
<b>ГЛАВА 4. RL МОДЕЛЬ.....</b>	<b>26</b>
4.1. []	26
<b>ГЛАВА 5. РАЗРАБОТКА КЛИЕНТ-СЕРВЕРНОГО ПРИЛОЖЕНИЯ....</b>	<b>27</b>
5.1 Архитектура проекта .....	27

5.1.2 Стек.....	27
5.1.3 Расчет ресурсов.....	27
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....</b>	<b>28</b>
<b>СПИСОК ИСТОЧНИКОВ.....</b>	<b>29</b>

## ВВЕДЕНИЕ

[об актуальности и значения исследования - пока в тезисах для последующего развития]

Развить и подтвердить источниками следующие тезисы:

- Существенный рост числа частных инвесторов в мире и России, привести график, фактически речь про бум частного инвестирования ...
- Не забыть упомянуть и институциональных инвесторов ...
- Развитие сервисов для частных инвесторов. ...
- В задаче инвестирования, которая становится все более массовой, важным является не только грамотно составить инвестиционный портфель, но и осуществлять его регулярную оптимизацию с учетом изменений как рынков, так и стратегии. Этой цели отвечает задача ребалансировки портфеля ...
- Развитие методов машинного обучения ставит вопрос о возможности использования новых подходов для повышения эффективности ...

... ..

# ГЛАВА 1. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ РЕШЕНИЙ РЕБАЛАНСИРОВКИ ИНВЕСТИЦИОННОГО ПОРТФЕЛЯ

## 1.1 Теоретические основы по ребалансировке портфеля

Ребалансировка инвестиционного портфеля представляет собой действия по изменению структуры инвестиций для восстановления баланса риска и доходности инвестиционного портфеля.

Методы формирования портфеля подходят, как правило, и для ребалансировки. Но ребалансировка проводится регулярно при обновлении исторических данных по активам, при изменении уровня приемлемого риска или доходности, добавлении новых потенциальных активов и др.

Доходность активов и портфеля – [...]

Мерой риска портфеля принято считать дисперсию [уточнить]. Риск портфеля вычисляется, как корень квадратный из дисперсии... [формула, источник]

Коэффициент Шарпа позволяет оценить эффективность инвестиционного портфеля, то есть понять, как хорошо доходность компенсирует принимаемый инвестором риск [... дополнить]

Важность бэктеста при проверке моделей на финансовых данных - [...]

[Дисперсия портфеля - ...]

Коэффициент Сортино – возможно, стоит перейти к волатильности вниз...]

... ..

## **1.2 Эконометрические методы**

Эконометрические методы долгое время оставались основными при составлении и оптимизации портфеля. Результаты работы наиболее распространенного из методов могут выступать в качестве бейзлайна для оценки эффективности предлагаемой модели.

### **1.2.1 Модель Марковица**

Идеи Марковица (Harry Markowitz) лежат в основе современной портфельной теории (Modern Portfolio Theory, MPT) [1]. Метод основан на анализе ожидаемых средних значений и вариаций случайных величин. Активы подбираются таким образом, чтобы доходность была максимальной при заданном уровне риска.

С математической точки зрения метод сводится к задаче квадратической оптимизации при линейных ограничениях. Эта задача хорошо изучена и представлена большим числом эффективных алгоритмов.

Основой практической реализации модели является построение границы эффективности (Efficient Frontier), которая представляет собой набор портфелей, дающих максимальную ожидаемую доходность

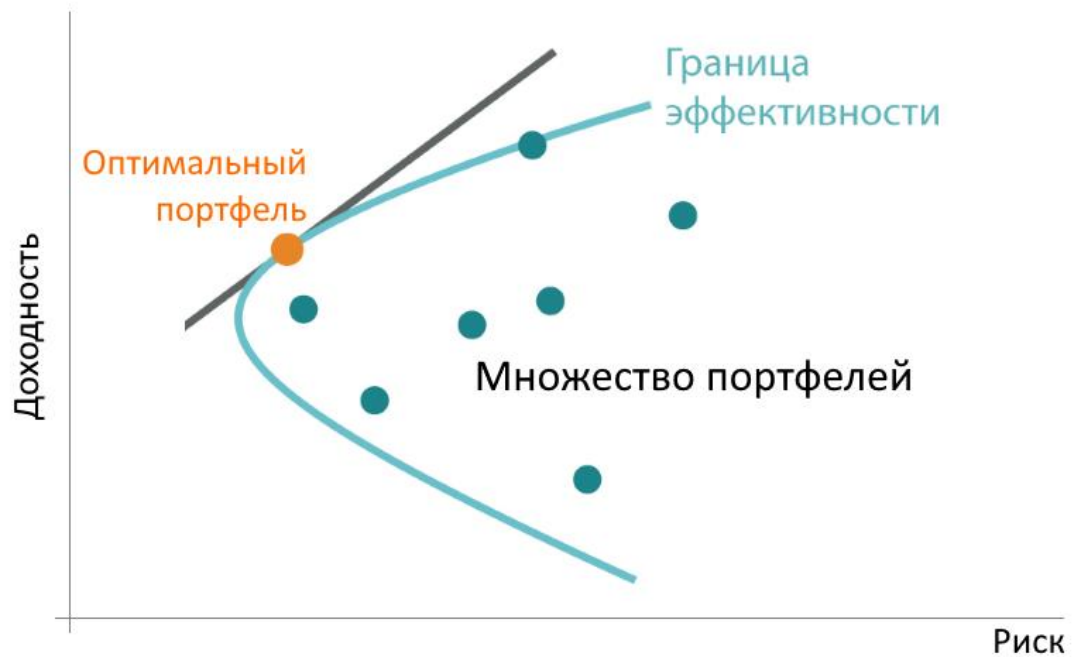


Рис 1. Иллюстрация границы эффективности в модели Марковица для выбора оптимального портфеля

[Тезисы теории?

Некоторые основные формулы и пример для заданного числа активов

Недостатки и ограничения метода]

... ..

### 1.2.2 Модель Блэка-Литтермана

Модель от сотрудников Goldman Sachs Group [2], которая призвана решить проблемы, возникающие при практическом применении модели Марковица.

... ..

### **1.3 Численные методы**

#### **1.3.1 Симуляция Монте-Карло**

Метод имитационного моделирования для подбора оптимального соотношения весов.

... ..

#### **1.3.2 CART для оптимизации портфеля**

CART - Classification and Regression Tree, или дерево решений. Непараметрический метод. Со ссылкой на [5]

... ..

[модели сокращения и иерархического сокращения добавить?]



## ГЛАВА 2. АНАЛИЗ И СПЕЦИФИКА ВХОДНЫХ ДАННЫХ

### 2.1 Особенности и структура входных данных

Используются финансовые данные, особенностями которых является:

- хронологическое представление (временные ряды),
- разнотипные активы с разными источниками в зависимости от страны и площадки размещения,
- история финансовых активов обычно представлена достаточным объемом данных (за 10 и более лет) с минимальным количеством ошибок.

Так как цели инвестиционного управления не являются краткосрочными, то достаточным шагом изменения стоимости актива является день или неделя. Стандартным таймфреймом хранения рыночных данных является D1 – ежедневные данные. При необходимости их можно переконвертировать в другие таймфреймы (недельные и месячные)

При этом история по каждому активу должна включать в себя два и более лет, что позволит учитывать сезонные циклы и глобальные тренды.

Формат хранения рыночных данных обычно включает в себя следующие элементы:

- Дата и время начала периода изменения стоимости актива.
- Open (O) – цена открытия периода.
- High (H) – максимум, который был достигнут ценой за период.
- Low (L) – минимум, который достигнут ценой.
- Close (C) – цена закрытия.
- Volume (Vol) – объем торгов за период.

Наиболее важными из указанных элементов являются дата и цена закрытия. Цены максимума и минимума могут быть использованы для определения просадок по активу.

## **2.2 Классы инвестиционных активов и их первичный отбор для модели**

Классы инвестиционных активов, которые могут быть включены в портфель или задействованы в работе модели:

- Акции российских компаний, торгующиеся на Московской бирже (MOEX).
- Акции иностранных компаний, торгующиеся на американских биржах NYSE, NASDAQ и др.
- Основные валютные инструменты: EUR/USD, GBP/USD, USD/JPY
- Драгоценные металлы – золото.
- Фьючерсы и CFD на основные сырьевые товары и сельхозтовары: Нефть, Алюминий, Пшеница и др.
- Фьючерсы на биржевые индексы
- Основные криптовалютные инструменты: биткоин BTC/USD, эфир ETH/USD

На данном этапе можно сделать следующие предположения и заключения:

1. Учитывая присутствие активов, стоимость которых выражена в национальной валюте, на стадии разработки можно ограничиться международными активами, выраженными в USD.

2. Некоторые активы могут предусматривать выплату дивидендов, которые являются важной частью структуры инвестиционного дохода. В данной работе будет учитываться только изменение стоимости самого актива.
3. В каждом из классов можно выделить наиболее популярные активы для составления портфеля на этапе разработки, всего 25:
  - EUR, JPY
  - GOLD
  - AAPL (Apple), WMT (Walmart), TSLA (Tesla), MSFT(Microsoft), AMZN (Amazon), GOOG (Google), JPM (JP Morgan Chase), LMT (Lockheed Martin), PFE (Pfizer), XOM (Exxon Mobil), V (Visa), PEP (PepsiCo), MCD (McDonald's), DIS (The Walt Disney), NFLX (Netflix), IBM, META
  - Cruide Oil, Natural Gas, Wheat
  - BTC (Bitcoin), ETH (Ethereum)
4. Историю для обучения модели можно взять за 13 лет – с начала 2010 года до конца 2022 года. Такой период позволит включить ряд провалов на рынке и учесть глобальные сезонные циклы.
5. Для MVP и разведочного анализа предлагается отобрать данные за 3 года для 7 активов: EUR, GOLD, BTC, AAPL, XOM, V, CL.

### **2.3 Источники данных**

Архивы финансовых данных могут предоставляться самими торговыми площадками (биржами), брокерами, агрегирующими сервисами.

Популярными универсальными источниками рыночных данных являются сервисы Google Finance и Yahoo Finance с публичным API. При этом доступ к Google Finance был ограничен для российских пользователей с 2022

года, а в Yahoo Finance с мая 2022 года отсутствуют котировки российских акций.

Чтобы избежать смещения акцента на решение инфраструктурных проблем использования разных источников планируется разрабатывать и тестировать сервис с использованием исторических данных, полученных через Yahoo Finance [3]. Архитектурно можно предусмотреть подключение коннекторов к другим источникам.

Временное размещение загруженных осуществляется в облаке по ссылке - <https://drive.google.com/drive/folders/1JargvYx5-qjBfl95U6X4MhdTiccL5y2>

## **2.4 Разведочный анализ данных**

Как было условлено в предыдущих пунктах, для MVP и разведочного анализа используем 7 финансовых активов из 5 классов с историей данных за 3 года с 2020 по 2022 г.

В финансовых данных практически не наблюдаются пропуски и ошибки. Пропуски в истории некоторых активов могут быть обусловлены неторговыми днями в праздники и выходные. В зависимости от класса актива такие неторговые периоды могут быть разными. Например, биржевые инструменты торгуются по графикам бирж с соблюдением праздников, выходных и внутридневных неторговых часов. Тогда как внебиржевые котировки валют могут изменять всегда, кроме выходных, а котировки криптовалют изменяются и в выходные.

Для поставленной задачи формирования и оптимизации инвестиционного портфеля ввиду долгосрочности горизонта планирования решено перейти с дневного таймфрейма на недельный, где будет фактически нивелирована разница в графике формирования котировок между разными классами активов.

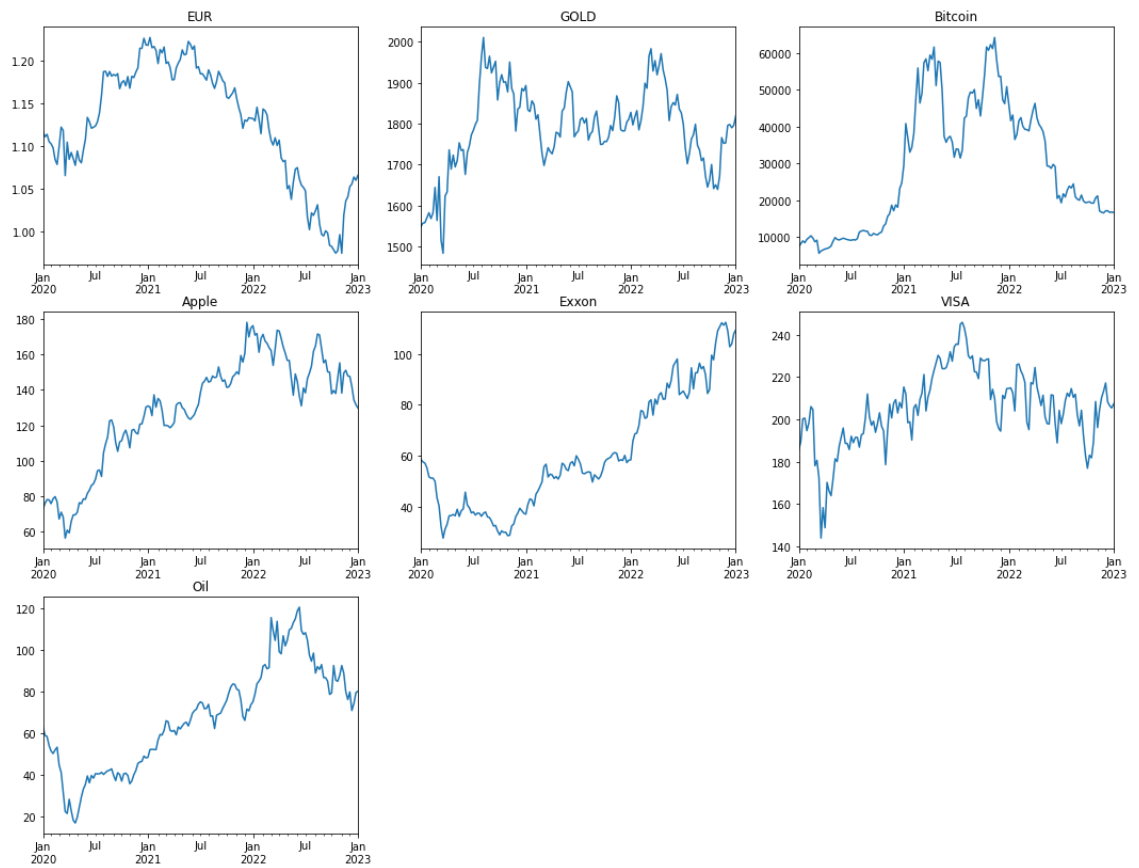


Рис 2. График изменения стоимости активов с 2020 по 2022 год.

Посмотрим на изменение стоимости активов по годам.

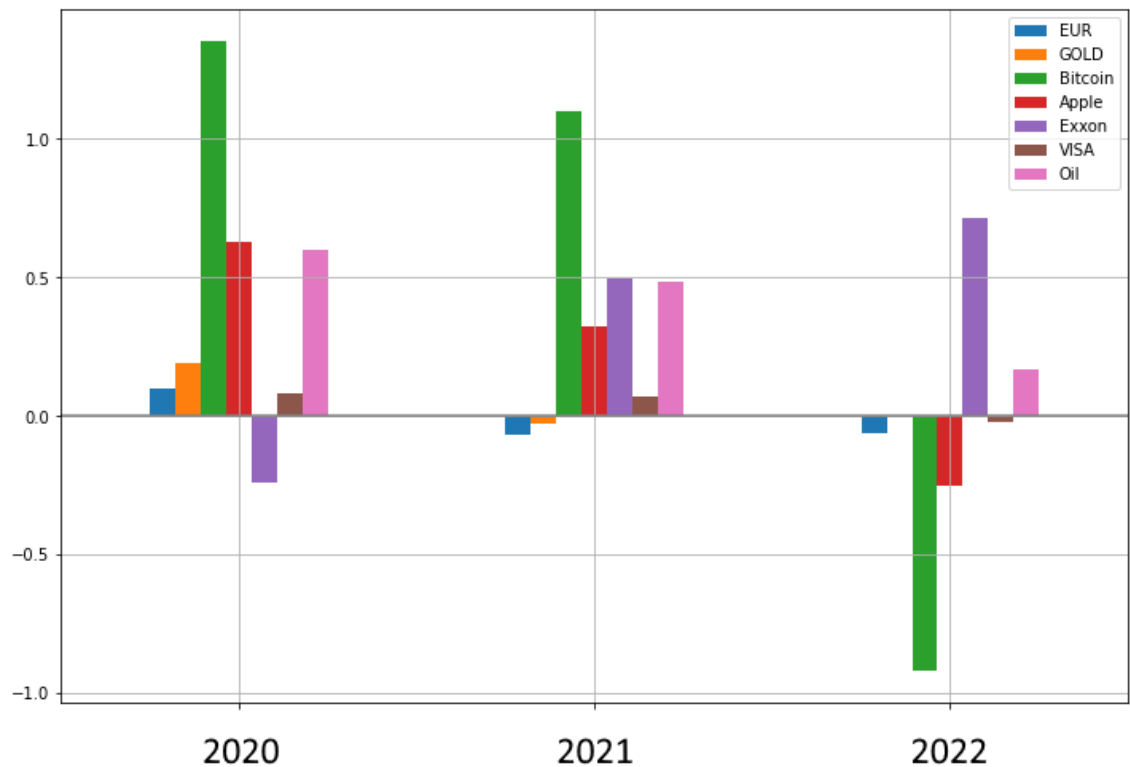


Рис 3. Сравнение изменения стоимости активов в долях по годам.

Хорошо видно, что периоды роста и падения стоимости активов различаются. Так в 2022 году лидером падения стал биткоин, а лидером роста Exxon Mobile, хотя годом ранее оба актива показали рост. При этом Exxon Mobile оказался единственным из рассматриваемых активов, который показал снижение в 2020 году.

В свою очередь евро и золото показывают очень слабое изменение сравнительно с другими инструментами на протяжении всего рассматриваемого отрезка. Очевидно, что такие инструменты вносят слабый вклад в результат портфеля при немаржинальной торговле. Но модель должна уметь работать с такими инструментами (например, самостоятельно исключать их), поэтому они будут учитываться в работе.

Попробуем оценить корреляцию между активами. Для этого с помощью тепловой карты сравним ежемесячное относительное изменение стоимости активов.

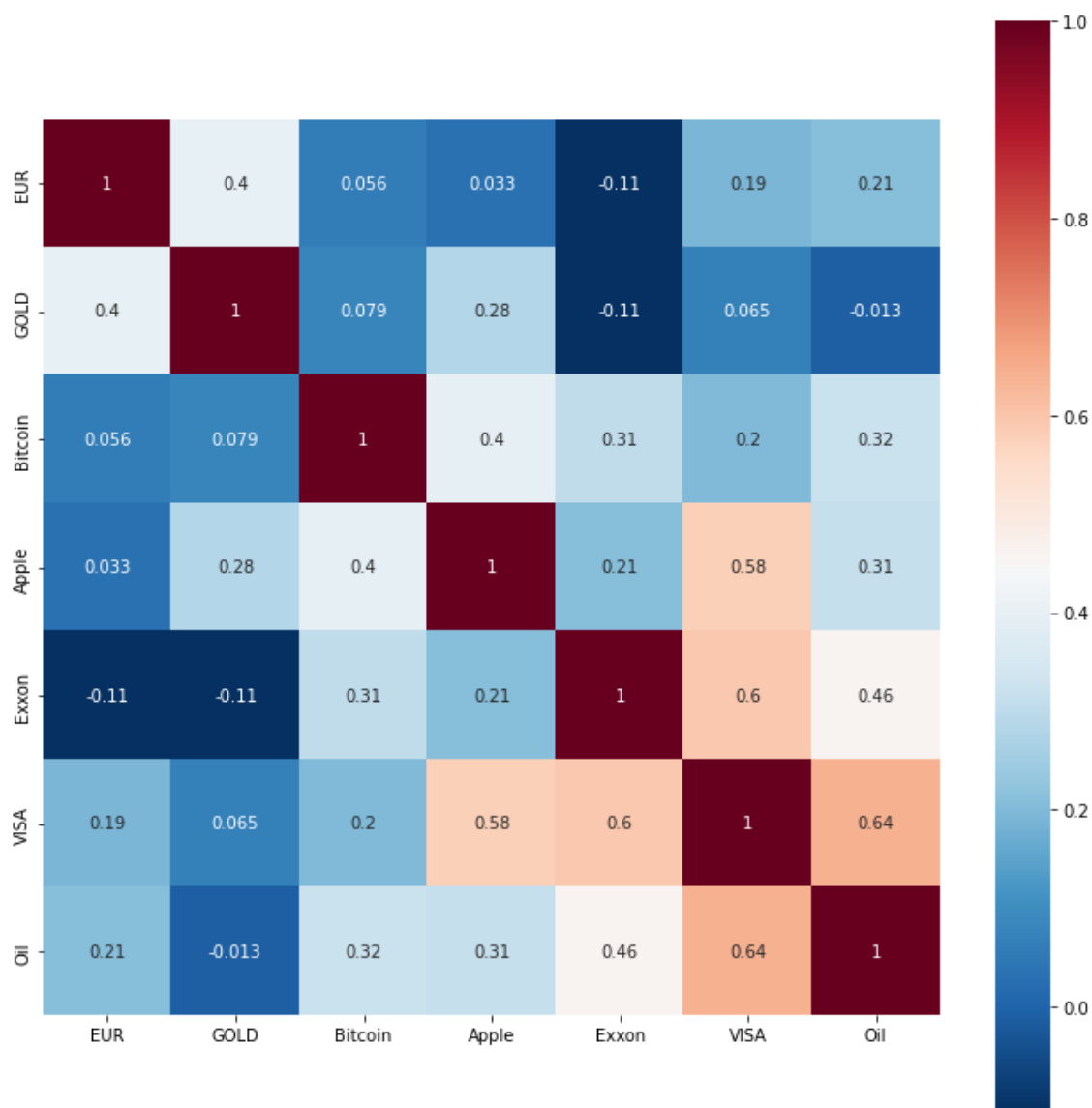


Рис 4. Корреляция ежемесячного относительного изменения стоимости активов.

Наблюдается заметная корреляция между некоторыми активами. Например, вполне очевидная положительная корреляция между стоимостью сырой нефти и акциями Exxon Mobile, что соответствует и более ранним наблюдениям [4]. Можно предположить, что в портфеле не должны

преобладать коррелированные инструменты, так как это повышает риски просадки всего портфеля.

Посмотрим на распределение относительных недельных изменений стоимости активов на одном графике.

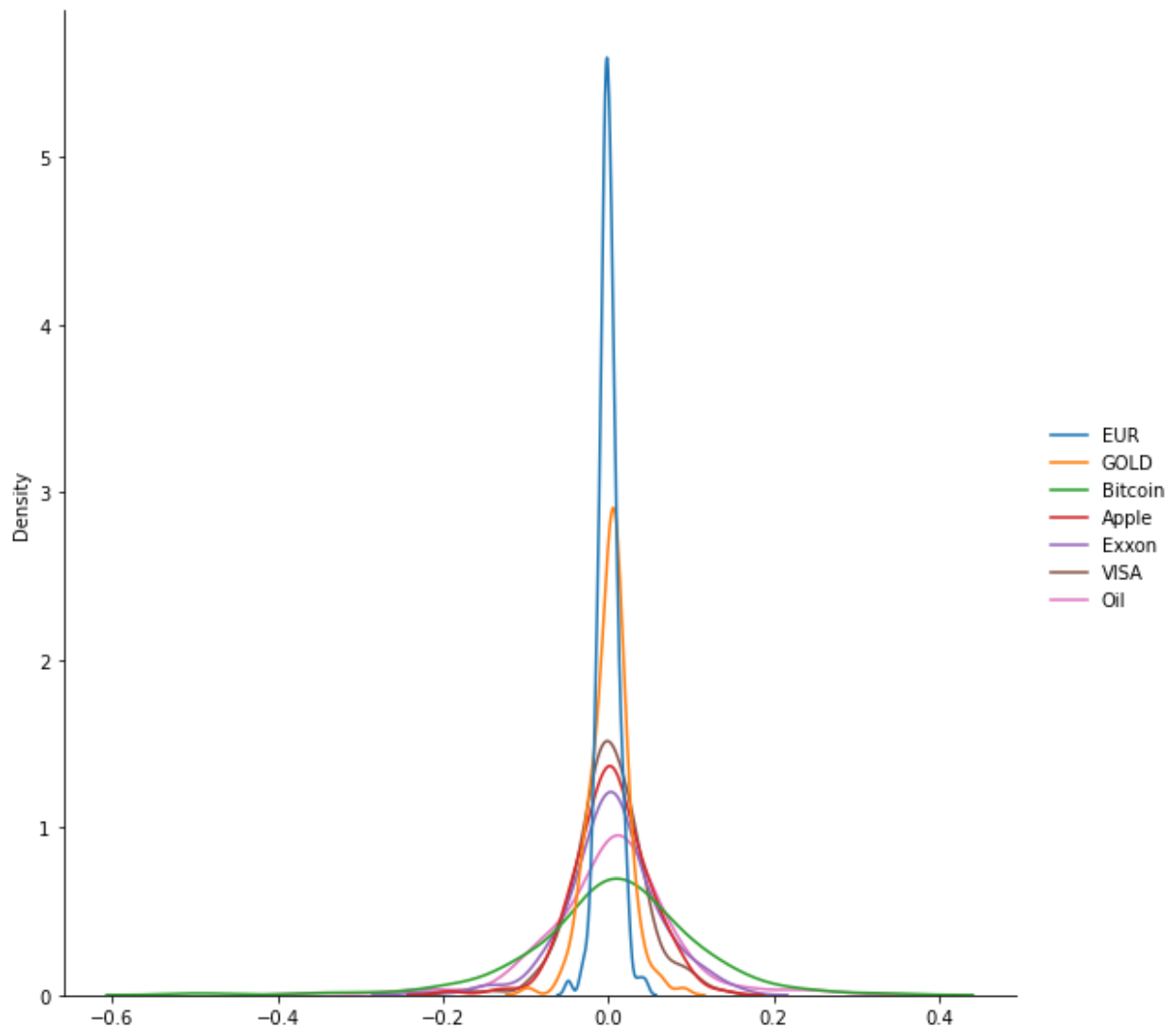


Рис 5. Распределение относительных недельных изменений стоимости активов.

Распределение близко к нормальному. Большая часть изменений происходит в околонулевой области с хвостами в положительную и отрицательную стороны. При этом можно отметить, что у разных активов



может сильно отличаться ширина распределения. Так у EUR большое число недельных изменений сосредоточено ближе к нулю. Волатильность актива гораздо ниже, чем, например, у Биткойна.

Отметим выбросы, предварительно отнормировав шкалу стоимости активов.

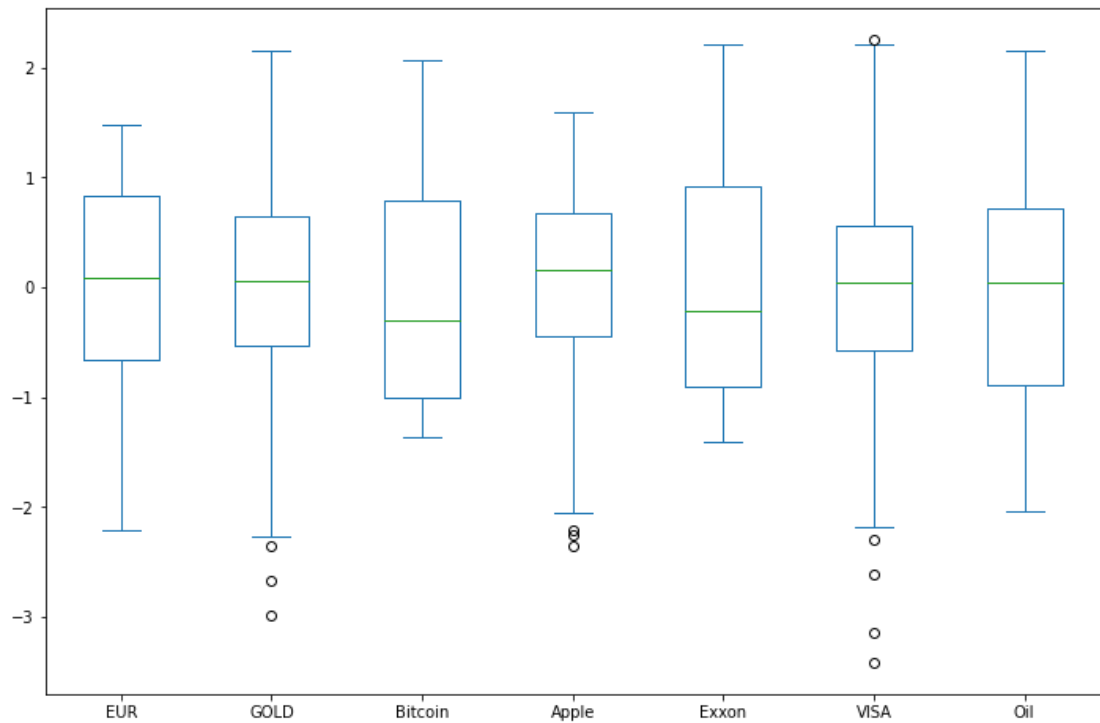


Рис 6. Boxplots по отнормированной стоимости активов.

Тут можно заметить выбросы для одних инструментов и их отсутствие для других, как и отличие в форме распределения. Это свидетельствует о разном характере волатильности стоимости активов.

Так как имеем дело с временными рядами, то посмотрим на графики автокорреляции.

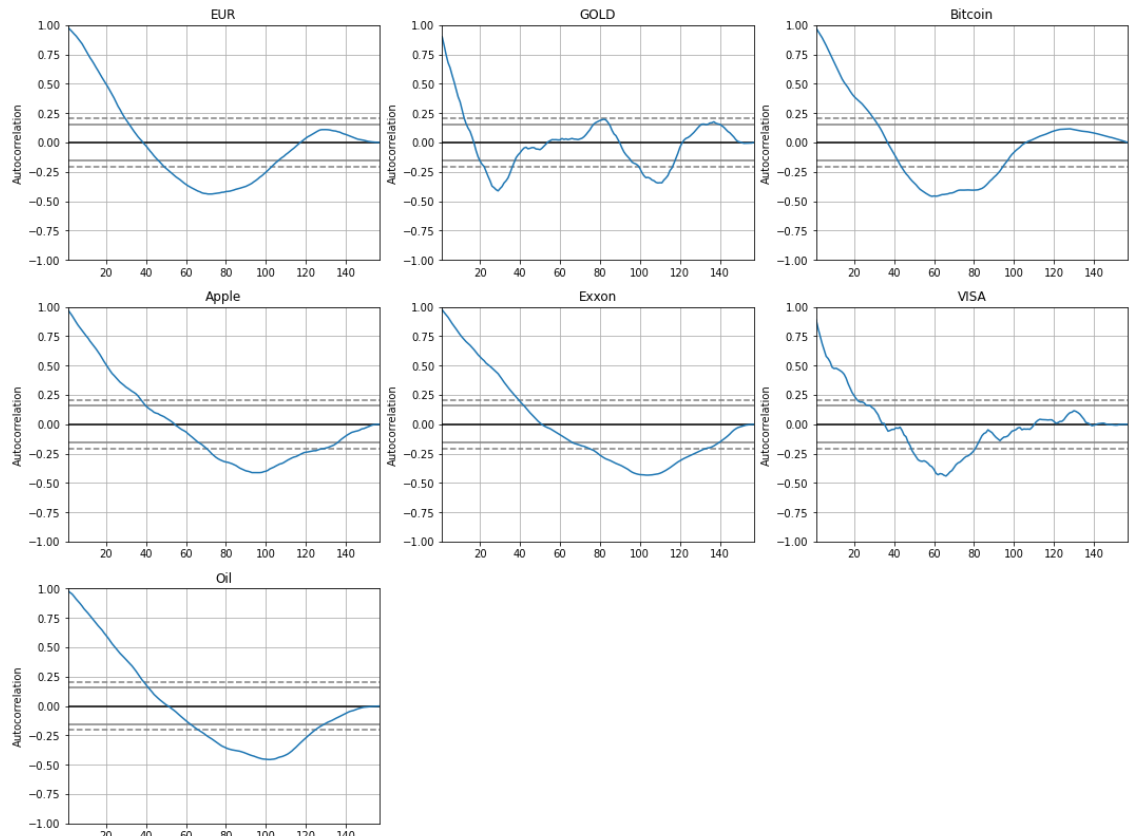


Рис 7. Графики автокорреляции.

Ожидаемо финансовые ряды не являются стационарными. Можно выделить компоненты тренда и сезонности. Для более детального анализа компонент проведем STL декомпозицию с периодом 12, или кварталный период для недельного таймфрейма.

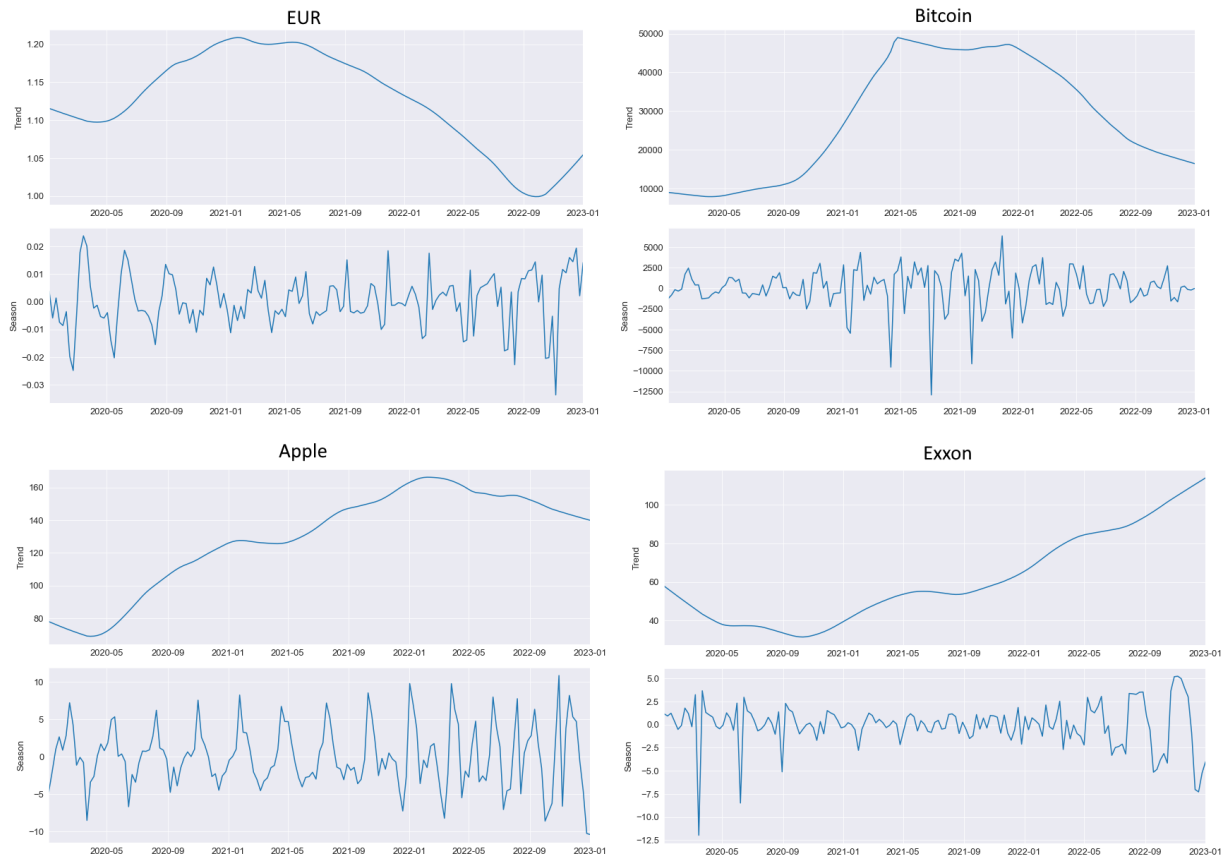


Рис 8. Трендовые и сезонные компоненты на графиках STL-декомпозиции.

При разложении хорошо выражены и тренд, и сезонность. Так можно выделить сезонные зависимости для Apple и тренд для Exxon Mobile.

#### Выводы:

- Активы отличаются разным характером волатильности, могут обладать сильными и слабыми трендовыми и сезонными компонентам. Активы с положительным выраженным трендом целесообразнее использовать в портфеле.
- Существуют как периоды долгосрочного роста актива, так и долгосрочного снижения стоимости.
- Среднесрочно актив может расти на фоне общей картины снижения.

- Могут наблюдаться пики снижения, что повышает риски для портфеля. Оптимально было бы учитывать форс-мажорные изменения на рынке.
- Между инструментами может наблюдаться корреляция. Модель должна уметь составлять портфель из некоррелированных активов для диверсификации рисков. В то же время частичная отрицательная корреляция может позволить хеджировать риски по некоторым активам.

[Связанный файл проекта - [https://github.com/KayumovRu/RL-invest-optimization/blob/master/notebooks/download\\_and\\_EDA.ipynb](https://github.com/KayumovRu/RL-invest-optimization/blob/master/notebooks/download_and_EDA.ipynb) ]

## ГЛАВА 3. BASELINE МОДЕЛЬ

### 3.1 Практическая реализация модели Марковица

Расчеты проведены для MVP-данных: 7 активов из 5 классов с трехлетней историей торгов. При этом период для обучения составляет 2 года, тестирование – 1 год.

Сгенерировано 10 000 портфелей для последующего отбора, рассчитаны границы эффективности, сформулированные в классической теории Марковица.

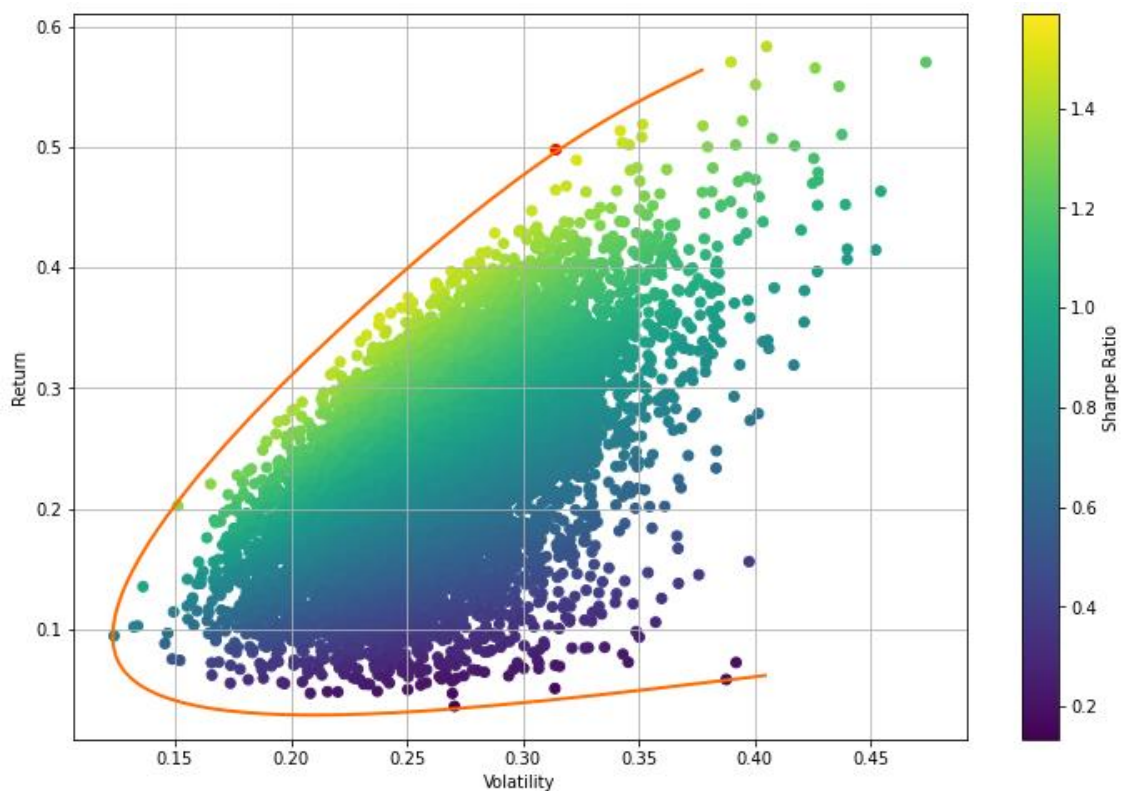


Рис 8. Визуализация границ эффективности (Efficient Frontier)

Отобран оптимальный с точки зрения модели портфель с максимальным коэффициентом Шарпа. На обучающих данных прибыль за 2 года составила около +90%, или 45% годовых

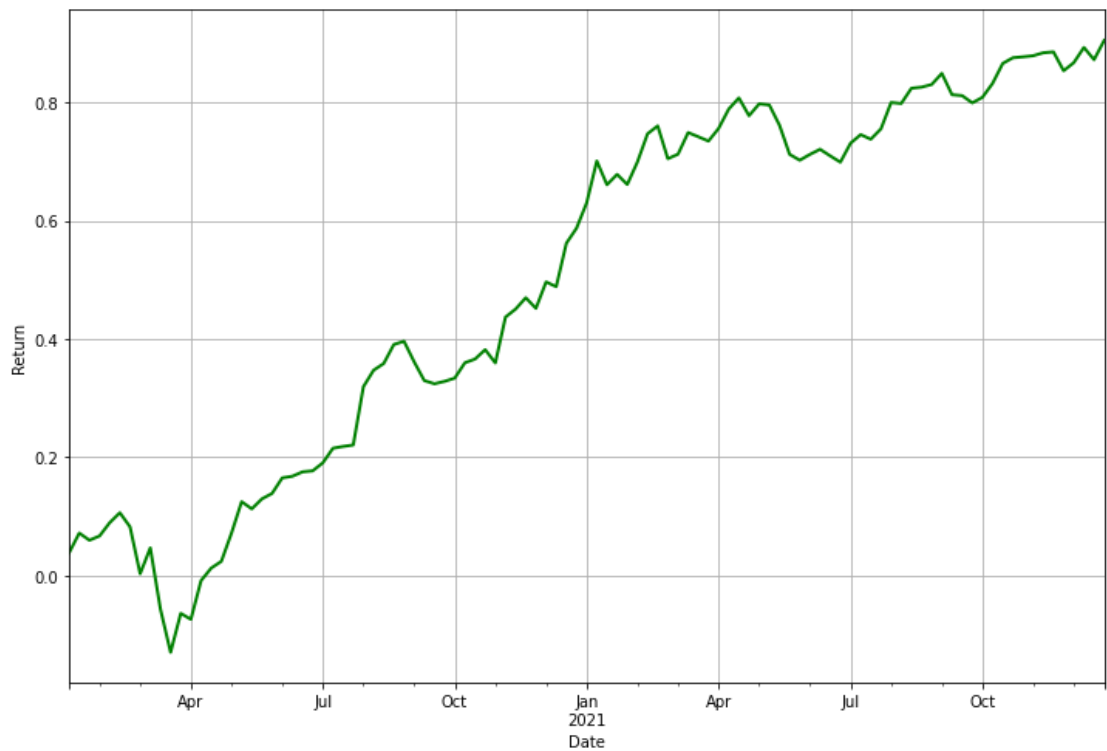


Рис 9. Портфель по модели Марковица на обучающих данных.

Характерно, что при проверке на бэкteste положительная картина не сохранилась. Портфель показал на тесте отрицательную доходность -27% годовых.

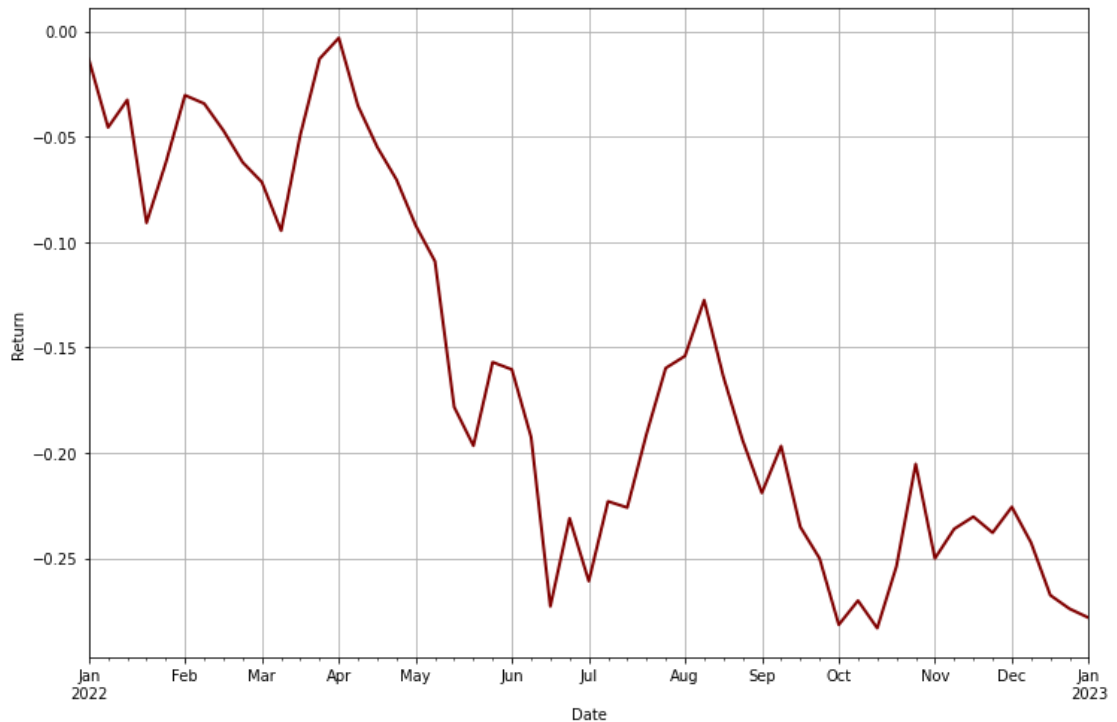


Рис 10. Портфель показал убыток при проверке на бэкteste.

Этот ожидаемый результат демонстрирует, что рассчитанные на прошлой истории веса быстро устаревают, модель обладает плохой робастностью. Но регулярная ребалансировка позволит с некоторой периодичностью пересчитывать доли активов в портфеле и таким образом актуализировать модель.

### 3.2 Добавление модуля периодической ребалансировки

Было решено поддержать скользящее окно ребалансировки и периодичность ее проведения.

Опытным путем [попробовать подвести сюда базу с пруфом?] подобрано окно скольжения 180 дней с шагом ребалансировки каждые 90 дней. В том числе это означает, что во время каждой ребалансировки новые данные составляют половину от всей обучающей истории.

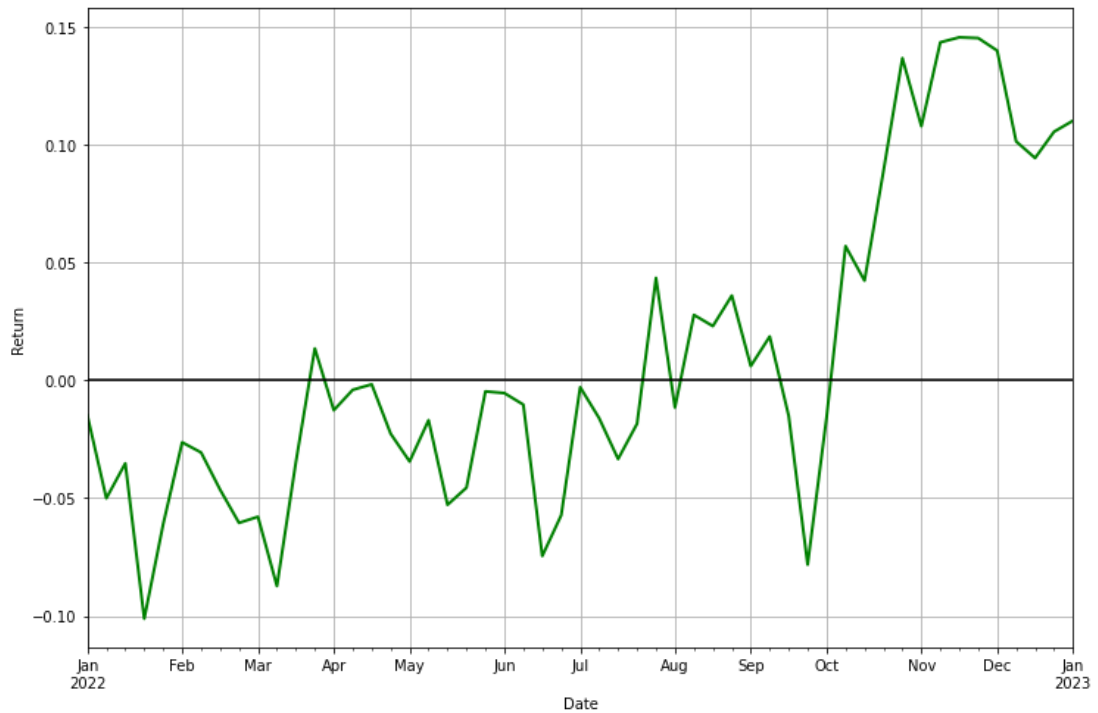


Рис 11. Портфель показал прибыль на бэкteste при добавлении модуля периодической ребалансировки.

Таким образом, всего за 2022 год доли в портфеле пересматривались 4 раза, что позволило выйти по итогам года на прибыль в +11%. Полученный результат может свидетельствовать о высокой роли периодической ребалансировки для улучшения работы модели.

На следующем графике можно отследить изменение доли активов в портфеле после ребалансировок.



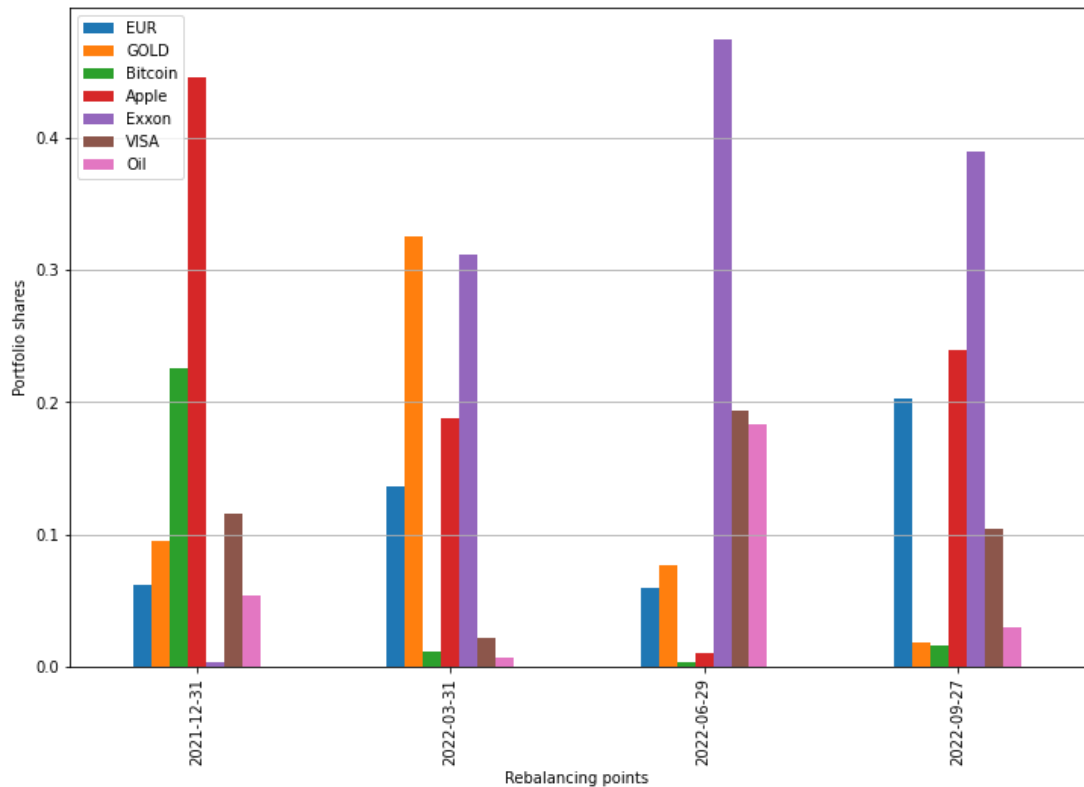


Рис 12. Изменение доли активов в портфеле после ребалансировок.

К примеру, доля Биткоина после ребалансировки в марте была сокращена до минимума. И действительно, после роста в 2020-2021 гг. биткоин падал или незначительно рос в 2022 году. Ребалансировка позволила своевременно исключить его из портфеля. Тогда как доля акций нефтяной компании Exxon Mobil выросла до лидера портфеля.

[Связанный файл проекта – [https://github.com/KayumovRu/RL-invest-optimization/blob/master/notebooks/Markowitz\\_rebalance.ipynb](https://github.com/KayumovRu/RL-invest-optimization/blob/master/notebooks/Markowitz_rebalance.ipynb) ]

## ГЛАВА 4. RL МОДЕЛЬ

### 4.1. []

[основная работа]

... ..

## ГЛАВА 5. РАЗРАБОТКА КЛИЕНТ-СЕРВЕРНОГО ПРИЛОЖЕНИЯ

### 5.1 Архитектура проекта

#### 5.1.2 Стек

[пока предварительно тезисами]

PostgreSQL – БД для хранения данных

Streamlit – фронтенд сервиса

FastAPI – бэкенд сервиса

#### 5.1.3 Расчет ресурсов

Для MVP отобрано 25 активов разных классов. Данные по дням за 13 лет – с 2010 по 2022 г. Исторические данные будут храниться в одной таблице с единой колонкой даты и ценами закрытия по каждому инструменту.

[планируется]

... ..

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

[Подведем итоги проведенного выпускного квалификационного исследования и охарактеризуем кратко его основные результаты.]

... ..

**СПИСОК ИСТОЧНИКОВ**

1. Markowitz, H.M.: “Portfolio Selection”. The Journal of Finance. 7 (1), March 1952: pp. 77–91.
2. Black F., Litterman R.: “Global Portfolio Optimization”. Financial Analysts Journal, September 1992, pp. 28–43
3. Михаил Шардин.: “Все финансовые рынки мира в API Yahoo Finance”, Habr.ru, Июнь 2020, URL: <https://habr.com/ru/post/505674/>
4. Alex Rosenberg.: “The 5 stocks that are most correlated to oil”. Yahoo Finance, December 2015, URL: <https://finance.yahoo.com/news/want-bet-oil-bounce-204900158.html>
5. Buyanova E., Sarkisov A.: “Constructing of Optimal Portfolio on Russian Stock Market Using Nonparametric Method – Classification and Regression Tree”. Corporate Finance Journal, 1 (37), 2016: pp. 46 – 58.
6. (ИСКЛЮЧИТЬ В СВЯЗИ С ОТКАЗОМ ОТ ПАКЕТА) Martin, R. A.: “PyPortfolioOpt: portfolio optimization in Python”. Journal of Open-Source Software, 6(61), 2021. <https://doi.org/10.21105/joss.03066>
7. ...
8. ...
9. ...
- 10....
- 11....