**Вступление:**

Выбранная нами проблематика модельных рисков существует уже довольно продолжительное время, так как вызвана именно внедрением и применением моделей в финансовых и нефинансовых компаниях. Данную сферу можно распространить даже на некоммерческие организации, но в данном случае мы делаем основной упор на возможные финансовые потери, которые может вызвать реализация модельных рисков.

[Модель](https://www.actuary.org/sites/default/files/2019-05/ModelRiskManagementPracticeNote_May2019.pdf) – довольно широкое понятие, и применяться оно может во множестве сфер в совершенно разных значениях. Одно из определений, на которое можно опираться, и которое будет наилучшим образом подходить в рамках нашей работы: “модель – это упрощенное представление реальности”. А модельный риск в нашем контексте, соответственно, будет определяться как “риск финансовых потерь или ошибочных решений, возникающий из-за использования неверных или неправильно интерпретированных моделей.”

Немного поговорим про актуальность. Данные обретают все большую ценность, а чтобы получать из этих данных информацию, необходимо применять модели. Они все чаще применяются почти во всех сферах: в медицине, в науке, в финансах. Так, в лидирующих финансовых организациях, 60% уже применяли ИИ, и 25% - стратегии машинного обучения, и [это было еще в 2019 году](https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/ai-bank-of-the-future-can-banks-meet-the-ai-challenge). К тому же, модели имеются свойство усложняться с каждым годом, ведь данных для обучения становится все больше, возможных исследуемых параметров можно придумывать бесчисленное множество. При этом мир не стоит на месте и рыночные условия постоянно меняются: кто-то может вводить огромные пошлины, рынки могут обваливаться, курсы валют беспорядочно вести себя. Все эти факторы могут привести к нестабильности используемых моделей, на которые уже полагаются фирмы.

Важно вспомнить и самые заметные случаи реализации модельного риска. Во-первых, конечно, это мировой финансовый кризис 2008-2009. Да, там реализовалось много рисков одновременно, но один из них – модельный. Его можно разбить на часть составляющих: недооценка волатильности из-за обучения моделей на исторических данных с низкой волатильностью, ошибки рейтинговых агентств, которые также применяют модели. В общем, сказалась недооценка рисков и плохая валидация моделей.

Во-вторых, в 2012 JP Morgan [потерял](https://hbr.org/2013/01/the-jp-morgan-whale-report-and) 6.2$ млрд. на внедрении новой модели Value at Risk (про нее будет рассказано дальше), которая содержала в себе ряд ошибок, что привело к накоплению потерь и недооценке возникавших рисков. Данная ситуация привела к дискуссии по теме финансовых организаций и о том, что они так и не научились управлять рисками после событий 2008-2009 годов.

А в 1998 LTCM (Long-Term Capital Management) [развалилась](https://www.bloomberg.com/news/newsletters/2023-09-22/long-term-capital-management-anniversary-lessons-about-failure) из-за модельного риска. Они полагались на слишком усложненные математические модели, чтобы искать возможности арбитража на рынке. Но ошибка в предпосылке о “благоприятных” рыночных условиях привела к тому, что после рыночного шока в 98 году модели LTCM просто не смогли адекватно работать, из-за чего компания понесла огромные убытки, из-за которых впоследствии полностью перестала существовать.

И это не редкие случаи для всего мирового рынка, ведь это – примеры лишь из финансового сектора, причем одни из самых крупных и заметных на протяжении последних десятилетий.

Немного про источники модельного риска. Их можно обобщить: *ограничения из-за данных*, которых иногда – слишком много, иногда они нерелевантны, а иногда их слишком много; *методологические ошибки*, когда изначально принимаются неверные предпосылки, неверные подходы используются для работы с определенными типами данных, то есть самые фундаментальные; *ошибки при реализации*, которые происходят уже во время производства и внедрения, валидации моделей, именно здесь наиболее заметен человеческий фактор; *неверное использование моделей*, то есть использование модели в неверных ситуациях или условиях, что во многом перекликается с методологическими ошибками. Это самые распространенные из них, собственно, их можно заметить во всех ситуациях, которые описывались ранее.

Очевидно, что после таких потерь к компаниям приходит осознание, что с модельным риском нужно как-то бороться. Так, многие [консалтинговые](https://kpmg.com/us/en/articles/2025/model-risk-management.html) компании уже [предлагают](https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/Advisory/us-advisory-deloitte-managing-model-and-ai-risks-in-the-investment-management-sector-july-2023.pdf) определенные [стратегии](https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/financial-services/us-fsi-model-risk-management.pdf) по борьбе с модельным риском. Одни из основных элементов: независимая валидация, мониторинг, ведение документации, MLops и ModelOps. О них речь пойдет ниже по статье.

Аналогично, возможно, с определенной задержкой модельному риску начинают уделять внимание и в России. Не стоит, однако, забывать, что Россия была заметно встроена в мировую финансовую систему, и поэтому следовала многим регуляторным требованиям, как, например Basel III, но об этом тоже речь пойдет дальше. Для ИИ в РФ был создан [Кодекс этики](https://ethics.a-ai.ru/), который закладывает этическую базу для работы с искусственным интеллектом, определяя важность риск-ориентированного подхода. В нем нет четких и строгих методологических положений, но важно, что он предполагает осведомленность и формальность в рамках работы с современными технологиями, которые могут привести к реализации модельного риска, ведь искусственный интеллект – тоже модель.

Обозначив общие понятия и поняв актуальность данной проблематики, мы можем перейти к более глубокому рассмотрению исследуемых нами модельных рисков и вопросов, связанных с ними.

**Описание практики урегулирования модельных рисков в финансовых компаниях, последние тенденции, специфика финансовых и нефинансовых компаний, российский и зарубежный опыт.**

Коммерческие банки и финансовые компании, особенно крупные, сталкиваются с широким спектром модельных рисков из-за использования сложных моделей для принятия решений в различных областях, включая кредитование, торговлю, управление активами и пассивами и отчетность. Эффективное урегулирование модельных рисков (Model Risk Mitigation) предполагает комплексный подход, охватывающий все этапы жизненного цикла модели:

1. Разработка политики

Компания устанавливает четкие принципы, цели, роли и распределяет ответственность между разработчиками. На данном этапе компания четко формулирует цели, назначает роли и разграничивает ответственность, также политика должна учитывать все этапы жизни модели.

1. Разработка модели

На этом этапе, помимо подготовки датасета, происходит выбор подходящей технологии и метода для модели. В ходе написания кода модели и сопутствующих инструментов документируются все этапы разработки. По завершении разработки, модель проходит первичные тестирования и проверки.

1. Классификация модели

Лидер команды разработчиков анализирует и подтверждает информацию о реализации модели, в том числе последовательность и достаточность документации. Ответственный классифицирует риск модели (Высокий, средний или низкий), который учитывает сложность модели, масштабы ее использования, значимость для бизнеса и потенциальные последствия ошибок. После анализа и классификации разработчики передают модель группе валидаторов на оценку.

1. Валидация модели

Валидаторы уже работают с финальной версией модели и данных и не имеют доступа к рабочему пространству разработчиков. На этом этапе анализируется методологическая корректность, полнота, документации и соответствие изначально поставленной задачи бизнес-подразделения. Также валидаторы проводят количественные тесты для оценки производительность и стабильности модели. На основании результатов готовится отчет о проделанной работе.

1. Применение модели

Группа по управлению модельным риском, основываясь на результатах валидации и собственном анализе, принимает финальное решение – вывод в эксплуатацию. В случае начала использования модель используется по прямому назначению. Группа разработчиков поддерживает жизнеспособность модели, а группа валидаторов пристально следит за изменениями и фиксирует все выявленные недостатки. На каждый недостаток создаются заявки на изменение модели, которые обрабатывают разработчики.

1. Использование машинного обучения (ML) и искусственного интеллекта (AI)

Квалифицированная группа разработчиков адаптирует практики MRM к особенностям ML/AI, такие как сложность, непрозрачность и динамичность. Разрабатывает методы мониторинга смещения данных (data drift) и деградация модели (model decay). Рассматривает усовершенствование (ускорение и увеличение качества) результатов при использовании ML и AI.

1. Списание модели

Вместе с валидаторами и разработчиками, модель находится под контролем группы по управлению модельным риском, которая следит за количеством недостатков и статусом их закрытия. По общеустановленному правилу, она отслеживает критическую границу количества незакрытых недостатков и степень их влияния. В случае преодоления этой границы группа инициирует процесс списания модели в архив по причине высокого модельного риска.

Однако, природа и масштабы модельного риска существенно различаются между финансовыми и нефинансовыми компаниями. Это связано с разными бизнес-моделями, регуляторными требованиями и типами используемых моделей. Рассмотрим специфику управления модельным риском в финансовых и нефинансовых компаниях на примере атомной промышленности, метеорологии, медицины и добычи промышленных ископаемых.

**Специфика финансовых компаний:**

**Бизнес-модель**

Основная деятельность связана непосредственно с деньгами, рисками и информацией. Модели строятся на сложных финансовых инструментах и стратегиях. Стоит отметить высокую взаимосвязь с другими участниками финансового рынка.

**Модели**

Используются для ценообразования, управления рисками, оценки кредитоспособности, обнаружения мошенничества, соблюдения нормативных требований и прогнозирования финансовых показателей.

**Последствия модельного риска**

Крупные финансовые потери, репутационный ущерб, потеря инвесторов и клиентов, нарушение нормативных требований и санкций со стороны регуляторов. Стоит выделить системные риски, т.е. распространение дефолтов между контрагентами из-за их тесной взаимосвязи и обязанностями между друг другом.

**Регуляторные требования**

Строгие регуляторные требования к управлению модельным риском (например, SR 11-7 в США, Инструкция Банка России № 199-И). Требования к валидации моделей, управлению данными, мониторингу моделей и управлению изменениями моделей. Требования к стресс-тестированию моделей и разработке планов действий в кризисных ситуациях.

**Специфика нефинансовых компаний (на примерах):**

1. **Метеорология:**

**Бизнес-модель**

Прогнозирование погоды и климата, предоставление информации различным отраслям

**Модели**

Используются для моделирования атмосферных процессов, прогнозирования температуры, осадков, ветра и других климатических явлений.

**Последствия модельного риска**

* Неточные прогнозы погоды.
* Неподготовленность к стихийным бедствиям.
* Ущерб экономике.
* Потеря доверия к прогнозам.

**Регуляторные требования**

Требования к точности и надежности прогнозов погоды. Международное сотрудничество в области метеорологии.

1. **Медицина:**

**Бизнес-модель**

Диагностика и лечение заболеваний. Разработка и производство лекарств и медицинского оборудования.

**Модели**

Используются для диагностики заболеваний, прогнозирования эффективности лечения, моделирования распространения инфекций, разработки новых лекарств и медицинских устройств.

**Последствия модельного риска**

* Неправильный диагноз.
* Неэффективное или опасное лечение.
* Побочные эффекты лекарств.
* Угроза здоровью и жизни пациентов.
* Репутационный ущерб.
* Юридическая ответственность.

**Регуляторные требования:**

Строгие требования к безопасности и эффективности лекарств и медицинских устройств. Жесткие требования к клиническим испытаниям.

1. **Добыча промышленных ископаемых:**

**Бизнес-модель**

Разведка, добыча и переработка полезных ископаемых (уголь, руда, нефть, газ).

**Модели**

Используются для моделирования геологических формаций, оценки запасов полезных ископаемых, оптимизации процессов добычи, прогнозирования цен на сырье и управления рисками.

**Последствия модельного риска**

* Неправильная оценка запасов полезных ископаемых.
* Неэффективное использование ресурсов.
* Экологический ущерб.
* Аварии на производстве.
* Финансовые потери.

**Регуляторные требования**

Требования к безопасности труда и охране окружающей среды. Требования к раскрытию информации о запасах полезных ископаемых.

После сравнения бизнес-моделей между собой, можно уверенно сказать, что финансовые компании сталкиваются с высоким финансовым риском и риском системного воздействия, в то время как в нефинансовых компаниях последствия могут быть связаны с безопасностью, здоровьем, окружающей средой или репутацией. Финансовый сектор подвергается гораздо более строгому регулированию в отношении MRM, чем большинство нефинансовых отраслей.

Хотя конкретные практики управления модельным риском могут различаться в зависимости от отрасли и организации, общие принципы остаются неизменными: понимание моделей, обеспечение качества данных, проведение независимой валидации, мониторинг производительности и разработка планов действий в случае возникновения проблем.

В заключение, важно отметить, что все компании должны уделять должное внимание управлению модельным риском, независимо от их размера, отрасли или сложности используемых моделей. Эффективное управление модельным риском позволяет компаниям принимать более обоснованные решения, снижать финансовые потери и защищать свою репутацию.

Сравнение российского и зарубежного опыта управления модельным риском (MRM) позволяет выявить как общие черты, так и специфические особенности, обусловленные различиями в регуляторной среде, развитии финансовых рынков и уровне технологической зрелости.

Как в России, так и за рубежом, регуляторы и участники финансового рынка признают важность эффективного управления модельным риском для обеспечения финансовой стабильности и защиты интересов клиентов и инвесторов. Так же стоит отметить, что используются базовые принципы управления модельным риском (Независимая валидация моделей, документирование моделей, управление данными, мониторинг моделей и т.д.)

**Регуляторные требования по управлению модельным риском. Российский и зарубежный опыт.**

Модельный риск довольно современное направление, из-за этого практики его регулирования довольно схожи в разных странах. Государство и финансовые организации стремятся снизить риски, связанные с использованием моделей. Основные регуляторные требования: валидация моделей, независимость, документирование, мониторинг и обновление, стресс-тестирование. В России, Европе и США государственные органы стремятся внести различные законопроекты, которые будут регулировать модели.

**Зарубежный опыт**

Зарубежные регуляторы, такие как Базельский комитет по банковскому надзору (BCBS), Европейское банковское управление (EBA) и Управление по контролю за денежным обращением США (OCC), устанавливают строгие требования к управлению модельным риском.

**Базельские соглашения (Basel II, Basel III)**

* **Базель II**: Устанавливает требования к использованию внутренних моделей для расчета рыночного риска (Internal Models Approach, IMA). Модели должны быть одобрены регулятором и проходить регулярную валидацию.
* **Базель III**: Ужесточает требования к капиталу и ликвидности, что влияет на модели рыночного риска. Вводит обязательное стресс-тестирование и использование консервативных оценок.

**Требования OCC (США)**

* **OCC Bulletin 2011-12**: Устанавливает стандарты управления модельным риском для банков. Создание независимой функции валидации моделей; Регулярное тестирование моделей на точность и устойчивость; Документирование всех этапов разработки и использования моделей.
* **SR 11-7**: Руководство по управлению модельным риском от Федеральной резервной системы (Fed). Акцент на трех ключевых компонентах: Валидация моделей (оценка концептуальной обоснованности, качества данных и точности); Мониторинг (постоянное отслеживание производительности моделей); Управление (разработка политик и процедур для минимизации модельного риска)

**Требования EBA (Европейский союз)**

* **EBA Guidelines on Internal Governance**: Устанавливает требования к управлению рисками, включая модельный риск.
* **CRD IV/CRR**: Требования к капиталу и рискам, включая использование внутренних моделей для расчета рыночного риска.
* Обязательное проведение стресс-тестов и сценарного анализа.

**Требования к стресс-тестированию**

* Зарубежные регуляторы уделяют особое внимание стресс-тестированию. Например, в США проводится ежегодный стресс-тест (CCAR — Comprehensive Capital Analysis and Review), который включает оценку рыночного риска.

**Российский опыт**

В России регуляторные требования к управлению модельным риском в основном устанавливаются Центральным банком Российской Федерации (ЦБ РФ). Основные документы, регулирующие эту сферу:

**Положение Банка России № 683-П "О порядке расчета величины рыночного риска"**

* Требования к моделям, используемым для расчета рыночного риска, включая VaR (Value at Risk) и стресс-тестирование.
* Модели должны быть валидированы, протестированы на исторических данных и соответствовать требованиям к точности и надежности.
* Обязательное проведение обратного тестирования (backtesting) для оценки качества моделей.

**Положение Банка России № 492-П "О внутреннем контроле"**

* Устанавливает требования к системе внутреннего контроля, включая управление модельным риском.
* Банки обязаны разрабатывать и внедрять политики и процедуры для управления рисками, связанными с использованием моделей.

**Рекомендации ЦБ РФ по управлению модельным риском**

* ЦБ РФ рекомендует создавать отдельные подразделения для управления модельным риском, которые будут независимы от разработчиков моделей.
* Проведение регулярной валидации моделей, включая оценку их теоретической обоснованности, качества данных и точности прогнозов.

**Требования к стресс-тестированию**

* ЦБ РФ требует проведения стресс-тестирования для оценки устойчивости портфеля к экстремальным рыночным условиям.
* Модели должны учитывать различные сценарии, включая исторические и гипотетические.

**Разработка процесса жизненного цикла моделей: анализ международного опыта и предложения**

Начать хотелось бы с простейших методов оценки, которые использовались до появления VAR в 1990-ых. Конечно, это оценка дисперсии и оценка стандартного отклонения портфеля. На основе исторических данных можно было бы оценить вероятный разброс цены. У такого метода есть явные плюсы: понятность и интерпретируемость, оценка волатильности, легкость расчетов. Также важным плюсом является использование оценок дисперсии в портфельной теории Марковица. Однако есть и ряд явных недостатков: не учитывают асимметрию и эксцесс, не учитывают направление изменений, и не учитывает корреляцию между активами.

На смену обычной оценки дисперсии пришел метод VAR, так как дисперсионный анализ не позволял с достаточной точностью определить риск портфеля на более развитых финансовых рынках. Метод VAR(ценность под рисском) заключался в том, чтобы оценить максимальные потери портфеля за определенный период времени с заданной вероятностью.

У VAR есть ряд основных характеристик

* Уровень достоверности
* Временной горизонт
* Диверсификация портфеля

Уровень достоверности- представляет собой вероятность того, что фактические потери не привысят VAR. Обычно выбирают 90, 95, 99 процентов.

Временной горизонт- в данной ситуации временной горизонт подразумевает под собой не количество лет или месяцев взятых для анализа, а период, в течение которого мы хотим оценить вероятные убытки.Чем дольше горизонт оценивание-тем больше(в среднем ) VAR .Так как у рынок имеет больше возможностей повлиять на портфель.

Диверсификация портфеля - здесь уже используется ранее упомянутое стандартное отклонение и дисперсия . Любая модель хочет диверсифицировать портфель так , чтобы корреляция между активами в портфеле была наименьшей (или даже отрицательной)

Также важно упоминуть , что для VAR важно провести стресс тестирование , так как исторические данные могут не отражать реальные рыночные колебания . В таком случае при тестировании модели , происходит моделирование экстремальных сценариев выходящих за рамки исторических данных.

Основные подходы к оценке VAR

* Метод оценки по историческим данным
* Метод оценки методом Монте-Карло
* Параметрический метод

Метод оценки по историческим данным-для начала собираем максимально доступные исторические данные о доходности портфеля ,упорядочивание доходности по возрастанию,выбор уровень доверия и после нахождения доходности соответсвующей выбранному уровню доверия и будет нашей VAR.

В данном случае VaR= -Доходность портфеля на позиции K \* стоиимость портфеля,где K рассчитывается как (1 − *α*) ∗ *N* ; (N-количество наблюдение исторических доходностей , *α*-уровень доверия Если у нас будет 1000 наблюдений , мы выберем 95 % доверия, то *K* будет рассчитываться , как 0.05\*1000=>что мы будем брать доходность 50 портфеля. Предположим , что доходность в 50 отсортированном наблюдени составляет -3 процента , а стоимость всего портфеля 10 000 . Тогда получается , что стоимость VaR будет рассчитан по формуле -0.03 \* 10 000 = 300. Проинтерпритировать это можно так : с вероястностью 95% убытки за один период не привысят 300. Так как в случае рассчетов исторических данных именно по портфелям, мы уже учитываем корреляцию между активами.

Параметрический метод-метод основан на предположении, что доходности актива или портфеля имеют нормальное распределение.Если мы рассматриваем отдельный актив , то пользуемся формулой . Где

1. *µ* - ожидаемая доходность актива
2. *zα* - квантиль стандратного нормального распределения при данному уровне доверия
3. *σ* - снадратное отклонение доходности
4. V - текущая стоимость

Если же мы будем оценивать VaR для целого портфеля, то получим формулу

1. w - вектор весов активов в портфеле
2. - ковариоционная матрица доходностей активов
3. V - общая стоимость портфеля

Представим , что существует портфель с двумя активами : w = ( 0.35,0.65) , *ρ* = 0.5 , *σ*1 = 2 % , *σ*2 = 3% , *α* = 95 % => z*α* = 1*.*65*,V* = 10000

Тогда полный расчёт будет выглядеть так

Метод Монте-Карло-не имеет какой-то конкретной аналитической формулы , так как построен на симуляции будущих сценариев с помощью случайных величин или каких-либо стохастических моделей . Шаги данного метода выглядят примерно так : симуляции будущих сценариев , рассчитать прибыль или убытки для каждого сгенерированного сценария, упорядочить результаты от худшего к лучшему

Рассмотрим два варианта: симуляция на основе случайной нормальной величины и симуляцию на основе стохастической модели геометрического броуновского движения

Симуляция на основе нормального распределения.

Предположим, что есть портфель стоимостью 10 000, его средняя доходность (например за месяц) составляет 5% (*µ*=0.05) , а волатильность портфеля составляет 2 % (*σ*=0.02)

Тогда получаем *r* ∼N(*µ* = 0*.*05*, σ*2 = 0*.*022)

Мы будем генерировать 10 000 сценариев. Для каждого сценария находим разницу стоимости исходного портфеля и портфеля генерации, то есть ∆*V* = *V* ∗*ri*(если *ri* отрицательный - это и будут наши потери ) Так как наша задача рассчитать именно потери(риски) использования модели при выборе портфеля, мы оставим только ситуации потерь :

где *Li*-потери портфеля за период

Далее процедура совпадает с тем, что мы делали ранее. Значения *Li* сортируем в порядке возрастания, выбираем уровень доверия ( у нас был уровень *α* = 95%), находим квантиль при заданной *α* и порядковый номер *k*′, который рассчитывается по формуле *k*′ = *N* ∗ *α*, округленный вверх до ближайшего целого числа. Если у нас 10 000 симуляций , то нужное нам значение потерь будет находится на (0.05\*10 000) 500 месте в отсортированном по возрастанию списке *Li* Если получилось так, что допустим на 500 месте масива *Li* стоит значение 500, тогда мы будем интерпретировать это так : с вероятностью 95% потери за выбранный период не превысят 500 д.ед.

Модель геометрического броуновского движения-в непрерывном (дифференциальном смысле) задается формулой *dSt* = *µStdt*+*σStdWt*, где *St* цена актива в момент времени t,*µ*-ожидаемая цена актива(в терминах стохастики-дрейф),*σ*-волатильность актива,*Wt*-Винеровский процесс(случайное блуждание) В дискретном же виде (для более удобных расчетов) уравнение можно представить в виде , где ∆*t*-шаг по времени(минута, день , месяц), *ϵ*- случайная величина , в нашем случае предполагается нормальной *ϵ* ∼N(0,1)

Предположим , что есть акция компании, стоимостью 10 000 , с ожидаемой доходностью 20 % годовых , волатильностью 20% годовых. Возьмем уровень доверия 95 % и количество симуляций в 10 000.Тогда наша формула будет сводится к:

(в данном случае деление времени на 252 позволяет учесть количество рабочих дней бирж) И рассчитать прибыль/убытки для определенного дня *STi* −*S*0. Дальше схема повторяется за тем , что мы уже разбирали в этой работе: упорядочиваем значения , и выбираем значение на уровне заданной *α*

Если говорить о жизненном цикле модели, которая будет оценивать риск нашего портфеля методом VaR, то на этапе некоторого кризиса или каких-либо иных внешних шоков финансового рынка , наша модель может показать ухудшение в метриках. Ситуация ухудшения метрик при шоковых ситуациях может быть связана просто с экстремальной паникой на рынке , так и с недостаточной обученностью( или же переобученостью) модели. Тогда , на помощь может прийти CVAR.

**Conditional Value at Risk (CVaR) -** показывает среднюю величину потерь, если они превышают VAR. То есть это математическое ожидание потерь экстремальных значений. Если говорить о CVAR с точки зрения распределения потерь, то CVAR показывает мат.ожидание потерь в хвостах.

Тогда формулу CVAR можно представить так:

CvaR используется для:

* Оценка рисков при экстремальных значениях
* Регулирование и контроль рисков улучшается при внесение CVAR, а не при отдельной оценке VAR

Основные подходы к оценке СVAR В целом они совпадают с методами оценки VAR, отличаются конкретные формулы и значения

* Метод оценки по историческим данным
* Метод оценки методом Монте-Карло
* Параметрический метод

Метод расчета CVAR по историческим данным

* Сбор данных
* Построение распределения потерь на основе собранных данных
* Рассчитываем VAR
* Вычисляем CVAR- в данном формула будет выглядеть примерно так:

где *Nt*-количество наблюдений, попавших в хвост распределения. То есть как раз то, о чем писалось выше :

* совместно(и VAR и CVAR) оцениваем вероятные риски Параметрический метод расчета CVAR
* Сбор данных и выдвижение предположения о распределении данных(мы предположим, что данные распределены нормально )
* оценка параметров мат.ожидания и дисперсии
* Находим VAR параметрическим способом ( разбиралось ранее)
* находим CVAR по формуле :

где *ϕ*(*zα*) - функция плотности нормального распределения в точке *zα*

Метод оценки методом Монте-Карло

* Генерация сценариев: Используйте метод Монте-Карло для симуляции большого количества сценариев развития рынка на основе выбранной модели.
* Расчет потерь: Для каждого сценария рассчитайте величину потерь *L*.
* Определение VAR*α*: Из полученного распределения потерь найдите квантиль VAR*α*.
* Вычисление CVAR*α*: Рассчитайте среднее значение потерь по всем сценариям, где

Продолжая разговор о методах оценки рыночного риска, мы так или иначе сталкиваемся с понятием волатильности. Волатильность – это показатель финансового рынка, связанный с резкими колебаниями биржевого курса определенного финансового актива. Как правило, под волатильностью подразумевается стандартное отклонение доходности актива на фондовом рынке, рассчитанный на основе исторических данных. Моделирование волатильности актива имеет важное значение как для правильного восприятия рисков и возможных убытков и расчета стоимости под риском, так и для открытия трейдинговых позиций с целью извлечения спекулятивной прибыли.

Для исследования доходности тех или иных активов часто выбирается модель авторегрессии (AR-model), в которой значения временного ряда линейно зависят от исторических значений того же ряда. Под AR(n) подразумевается следующее выражение:

Xt = c + , где – случайная составляющая (в финансах под ней обычно подразумеваются политические и экономические события), c – некая константа. То есть согласно AR-модели, прогнозируемая доходность представляет собой зависимость с определенными коэффициентами от исторических данных доходности плюс некоторая фиксированная величина, сложившаяся на рынке, и шоки, происходящие на рынке.

Кроме этого, с помощью авторегрессии можно производить анализ временных рядов — выявлять тенденции, сезонность и другие особенности. Такие модели, анализирующие сезонность, имеют название Seasonal AR. При оценке рыночного риска мы сталкиваемся с тем, что компании выпускают отчетности примерно в одно и тоже время и в этот период на рынке наблюдается высокая волатильность, связанная с положительной или негативной оценки опубликованной отчетности.

Вариационные модели в количественных методах оценки модельного риска применяются для оценки распределения доходностей активов, включенных в наш портфель, и управления их рисками. Идея вариационных моделей заключается в замене сложных вероятностных распределений более простыми, но при этом эффективными с вычислительной точки зрения.

Так, у нас есть некоторое p(x) – функция реального распределения доходности, однако математически она очень сложна для анализа и её заменяют на q(x). Для наилучшего приближения используется метод минимизации расхождения между q(x) и p(x), например, через KL-дивергенцию. Если наш временной ряд с доходностями является дискретным, то дивергенция Кульбака-Лейблера рассчитывается как:

В ином случае она бы определялась как:

В результате приближенное распределение позволяет анализировать рыночную волатильность, предсказывать возможные убытки и моделировать сценарии развития ситуации на фондовом рынке, что очень важно для нас.

Как можно заметить, в классической AR-модели дисперсия той самой является константой, но для финансовых инструментов это совершенно нереалистично. С данным недостатком могут справиться GARCH-модели. Давайте попытаемся понять, что это такое.

Набор элементов является гетероскедастичным, если части этого набора имеют разную дисперсию. Самый очевидный пример – это та же сезонность, с которой изменяется дисперсия. Если гетероскедастичность имеет автокорреляцию, то тогда мы имеем дело с условной гетероскедастичностью.

ARCH (Авторегрессионная условная гетероскедастичность) и GARCH (Обобщенная авторегрессионная модель гетероскедастичности) - модели, используемые для прогнозирования ситуации на финансовых рынках в условиях волатильности. Они учитывают, что периоды высокой волатильности обычно наступают с определенной периодичностью.

Модель, предложенная Энглом в 1982 году, получила название ARCH-модель. В ней дисперсия вычисляется не по общеизвестным формулам на конкретный момент, а используется условная дисперсия, зависимая от исторических показателей. Так, ARCH-моделью порядка q называют временной ряд с условной дисперсией вида:

где r(t-i) – показатели временного ряда, – некие коэффициенты, а – константа.

GARCH-модель Боллерслева 1986 года является усовершенствованием модели ARCH, так как включает в себя не только показатели прошлых периодов, но и зависимость от прошлой волатильности. Тогда условная дисперсия рассчитывается как:

где r(t-i) – показатели временного ряда, – некие коэффициенты, – константа, а - предыдущие оценки дисперсии.

Также в зависимости от изучаемого временного ряда возможно использование A-GARCH или асимметричной GARCH-модели, например, когда различны дисперсии финансовых активов в период подъема и спада.

Так как волатильность является ненаблюдаемой величиной, то для проверки качества построенной модели прогнозные значения можно сравнить с реализованной волатильностью и понять насколько хорошо работает наша модель.

Жизненный цикл моделей

Стоит отметить, что модели рыночного риска играют ключевую роль в управлении финансовыми активами, позволяя измерять потенциальные убытки вследствие изменений рыночных условий. Однако их применение требует строгого контроля и оценки на каждом этапе жизненного цикла, начиная с разработки и заканчивая мониторингом использования. Рассмотрим основные этапы жизненного цикла моделей рыночного риска.

Жизненный цикл моделей рыночного риска включает в себя несколько ключевых этапов:

1. Разработка модели – создание концепции, выбор методов и инструментов для реализации модели. Например, модель Value-at-Risk (VaR) может использовать историческую симуляцию или метод Монте-Карло. На этом этапе нужно точно определиться с решаемой проблемой, например, низкая конверсия клиентов. Далее необходимо самостоятельно собрать данные либо взять уже готовые датасеты, объединив их в один, почистив пропуски и проведя маркировку данных. На этапе EDA (Exploratory Data Analysis) требуется визуализировать данные и на их основе выделить закономерности. После этого уже происходит непосредственная разработка модели с использованием алгоритмов машинного обучения: данные делятся на тестовую и обучающую выборку, подбирается наиболее точная модель и происходит её обучение.
2. Калибровка и тестирование – оценка точности модели на исторических данных. В этом контексте регуляторные требования, такие как Basel III и Решение Банка России № 511-П, предписывают обязательное тестирование на стрессовых сценариях. Калибровка модели проводится с использованием статистических методов, включая минимизацию среднеквадратичной ошибки и логарифмической правдоподобности.

* Историческое тестирование включает анализ прошлых рыночных данных для проверки устойчивости модели. Например, финансовый кризис 2008 года или коронакризис 2020 года берутся в основу для оценки моделей VaR и ES, где под ES подразумевается среднее значение по всем тем точкам, что оказались хуже VaR.
* Скользящее тестированиепозволяет проверять стабильность модели в динамике, обновляя выборку данных с течением времени.
* Тестирование на стрессовыхсценариях включает анализ экстремальных рыночных условий, например, резкие изменения валютных курсов или обвалы фондовых индексов. Согласно требованиям Basel III, такие сценарии должны учитывать неожиданные макроэкономические потрясения и политические риски.
* Бэктестинг – сравнение прогнозных значений модели с фактическими данными. В соответствии с Basel Committee on Banking Supervision (BCBS 239) банки обязаны использовать критерии проверки, такие как тест Купика и тест Христофферсена, для определения точности модели VaR.

1. Независимая валидация – проверка надежности модели внешними специалистами или отделами. В соответствии с требованиями SEC (Securities and Exchange Commission) и ФРС США (Federal Reserve System), финансовые организации обязаны проводить независимую валидацию всех моделей, используемых в оценке капитала.
2. Оценка качества – анализ точности предсказаний и чувствительности к изменениям входных данных. Примером является SR 11-7 от ФРС США, предписывающий регулярный анализ качества моделей риска.
3. Развертывание и эксплуатация модели (ModelOps, MLOps), включающая автоматизацию с применением CI/CD-подходов (например, использование платформы AWS Sagemaker для развертывания моделей GARCH), создание версий моделей и контроль их изменений, а также отслеживание ошибок.
4. Мониторинг и обновление – постоянная проверка эффективности модели в реальных рыночных условиях. В России, согласно Указанию Банка России № 3624-У, организации обязаны пересматривать модели не реже одного раза в год.

Остановимся поподробнее на 3 пункте. Независимая валидация (Independent Model Validation, IMV) представляет собой обязательную процедуру для банков и финансовых организаций, направленную на оценку корректности используемых моделей. В соответствии с SR 11-7 ФРС США, валидация должна включать как теоретический анализ модели, так и эмпирическое тестирование. На практике независимая валидация содержит:

* Проверку исходных данных на полноту, репрезентативность и отсутствияе систематических ошибок. Например, валидация моделей для рынка облигаций требует тщательной проверки источников котировок и ликвидности активов.
* Сравнение с альтернативными моделями: например, если банк использует модель GARCH для оценки волатильности, ее результаты сравниваются с прогнозами других моделей, таких как EWMA с целью выявления аномалий.
* Анализ гипотез, используемых в модели. Например, проверка распределения доходностей на соответствие нормальному закону распределения.
* Определение устойчивости модели на экстремальные рыночные условия с помощью сценарных и стресс-тестирований. Например, в период кризиса 2008 года или коронакризиса 2020 года модели предсказания волатильности, основанные на нормальном распределении, давали неверные результаты.
* Регулярную ревалидацию: согласно Банку России, финансовые организации обязаны пересматривать модели минимум раз в год или чаще, если изменяются рыночные условия.

Если же мы говорим про оценку качества полученных моделей, то она базируется на нескольких критериях, которые позволяют определить их точность и применимость в реальных условиях. В частности, практическое внедрение включает:

* Coverage Ratio, который определяется путем сравнения прогнозируемых потерь модели VaR с фактическими потерями портфеля. Например, если модель VaR на уровне 95% слишком часто превышает реальные убытки, это указывает на переоценку риска.
* Тесты статистической значимости. Например, тест Купика проверяет, соответствуют ли выбросы прогнозируемым вероятностям. В соответствии с рекомендациями Basel Committee on Banking Supervision, данный тест обязателен для банков первого и второго уровня.
* Stability testingвыявляет, насколько параметры модели изменяются при обновлении входных данных. Для этого используются такие методы, как Chow Test или анализ чувствительности модели к изменениям параметров.
* Сравнение с рыночными эталонами. Например, валидация модели прогнозирования волатильности может проводиться путем сравнения ее прогнозов с индексами VIX или MOVE, которые используются как общепризнанные индикаторы рыночных рисков.
* Постоянный мониторинг модели. Согласно тому же SR 11-7 ФРС США, банки обязаны разрабатывать автоматизированные системы мониторинга, которые отслеживают отклонения модели от реальных рыночных данных. Если модель начинает показывать нестабильные прогнозы, она подлежит немедленному пересмотру.

Вообще выделяют следующие 3 основные метрики, которые позволяют оценить модель: сходимость прогнозов (насколько точны предсказанные будущие значения волатильности), стабильность параметров (изменчивость модели при обновлении входных данных), чувствительность к рыночным шокам (реакция на резкие изменения цен).

Рассмотрим 6 пункт. Использование MLOps и ModelOps позволяет автоматизировать процессы мониторинга и обновления моделей машинного обучения, обеспечивая их стабильность и адаптацию к изменяющимся условиям. Эти подходы помогают своевременно выявлять деградацию моделей и внедрять улучшения без значительного ручного вмешательства. Мониторинг моделей включает в себя контроль ключевых метрик, таких как точность прогнозов, отклонение распределений входных данных и время отклика модели. Современные инструменты позволяют настраивать автоматические оповещения в случае выявления аномалий. Например, в банках применяется мониторинг прогнозов VaR-моделей, который сравнивает предсказанные и фактические потери портфеля. Если модель начинает занижать или завышать риски, она подлежит пересмотру. Обновление моделей происходит при обнаружении ухудшения их качества. В рамках MLOps используется автоматизированная система переобучения, которая запускает процесс дообучения или замены модели при накоплении новых данных. Это особенно актуально для моделей, работающих в быстро меняющейся рыночной среде, например, прогнозирующих волатильность активов.

Ключевые параметры MLOps и ModelOps, позволяющие осуществлять мониторинг и обновление моделей:

1. Хранение различных версий моделей с возможностью отката к предыдущей в случае ухудшения прогнозов.
2. CI/CD для моделей – автоматическое тестирование и развертывание обновленных моделей, исключающее человеческий фактор при внедрении.
3. Отслеживание показателей модели в реальном времени и сравнение ее прогнозов с фактическими результатами.
4. Автоматическое переобучение – обновление модели на основе новых данных с минимальным вмешательством аналитиков.

Благодаря этим методам организации снижают риски использования устаревших моделей и оперативно адаптируются к изменениям рынка. В результате модели остаются точными, прозрачными и соответствующими регуляторным требованиям.

Подытоживая, можно предложить следующий процесс жизненного цикла моделей

1. Разработка модели с учетом требований к интерпретируемости и стабильности
2. Обязательное тестирование на исторических и стресс-тестовых данных, в соответствии с Basel III
3. Независимая валидация с использованием методов ModelOps и рекомендаций ФРС США, директив EBA в ЕС или рекомендаций Банка России
4. Автоматизированный мониторинг метрик качества и контроль дрейфа модели с учетом указаний Банка России № 3624-У
5. Регулярное обновление модели с учетом изменений рыночных условий и новых регуляторных требований

MLOps и ModelOps

MLOps и ModelOps — это подходы, которые помогают управлять жизненным циклом моделей машинного обучения, начиная с их разработки и заканчивая эксплуатацией в production. Их основная цель — преодолеть разрыв между созданием моделей и их внедрением в реальные бизнес-процессы. Это особенно важно, так как более половины всех разрабатываемых моделей не доходят до стадии production, останавливаясь на этапе исследований и разработок (R&D). Основные причины этого — сложности с масштабированием, интеграцией в существующие системы и поддержкой актуальности моделей в условиях постоянно меняющихся данных и требований бизнеса.

Внедрение модели в устоявшиеся процессы компании часто требует не меньше ресурсов, чем её разработка. Например, даже идеально работающий алгоритм может столкнуться с проблемами из-за несовместимости с устаревшими системами, недостаточной вычислительной мощности или отсутствия механизмов мониторинга. Кроме того, данные — основа машинного обучения — требуют постоянной подготовки, очистки и обновления. Реальность, которую модели пытаются описать, меняется, а значит, данные и сами модели должны адаптироваться. Без системного подхода к управлению этими процессами эффективность ML-решений резко снижается.

MLOps охватывает весь жизненный цикл машинного обучения, начиная с работы с данными и заканчивая поддержкой моделей в production. Он включает в себя автоматизацию процессов подготовки данных, разработки и обучения моделей, их валидации, развертывания и мониторинга. Например, инструменты вроде MLflow или DVC помогают управлять версиями данных и моделей, а CI/CD-пайплайны (Jenkins, GitLab CI) ускоряют развертывание. MLOps также решает задачи коллаборации между data scientists, ML-инженерами и DevOps, что особенно важно для обеспечения воспроизводимости экспериментов и быстрого перехода от прототипа к production.

ModelOps, в свою очередь, фокусируется на управлении уже развернутыми моделями. Этот подход начинается после того, как модель попадает в production, и включает мониторинг её производительности, управление версиями, обеспечение безопасности и соответствия регуляторным требованиям. Например, ModelOps помогает отслеживать дрейф данных (data drift) и концептуальный дрейф (concept drift), которые могут привести к снижению точности модели. Инструменты вроде Prometheus или Grafana используются для мониторинга метрик в реальном времени, а MLflow или ModelDB — для управления версиями моделей.

Важно отметить, что ModelOps логически продолжает MLOps. Если MLOps обеспечивает «рождение» модели, то ModelOps отвечает за её «жизнь» в production. Например, MLOps развертывает модель через CI/CD-пайплайн, а ModelOps отслеживает её работу и инициирует переобучение, если точность падает. Без MLOps ModelOps становится невозможен, так как для управления моделью нужны стандартизированные процессы развертывания и версионирования.

Однако внедрение MLOps и ModelOps не обходится без операционных рисков. Например, автоматизация процессов может привести к ошибкам в пайплайнах, если они недостаточно протестированы. Неправильная настройка мониторинга может пропустить критические изменения в данных или поведении модели, что приведет к некорректным прогнозам. Кроме того, интеграция ML-моделей в существующие системы может вызвать сбои, особенно если legacy-системы не готовы к обработке больших объемов данных или сложных вычислений.

Еще один риск связан с управлением множеством моделей в масштабных организациях. Например, в банках или ритейле могут одновременно работать сотни моделей, и каждая из них требует мониторинга, обновления и соответствия регуляторным требованиям. Если процессы MLOps и ModelOps не настроены должным образом, это может привести к хаосу, когда становится невозможно отследить, какая версия модели работает в production или какие данные использовались для её обучения.

Культура организации также играет ключевую роль. Внедрение MLOps и ModelOps требует изменений в процессах и менталитете команды. Например, data scientists должны учитывать требования к мониторингу и версионированию ещё на этапе разработки, а инженеры — понимать особенности работы ML-моделей. Без поддержки со стороны руководства и обучения сотрудников внедрение этих подходов может столкнуться с сопротивлением или непониманием.

Современные облачные платформы, такие как AWS SageMaker, Google Vertex AI или Azure ML, упрощают внедрение MLOps и ModelOps, предоставляя встроенные инструменты для версионирования, развертывания и мониторинга. Однако даже с их использованием важно учитывать специфику бизнеса и инфраструктуры, чтобы минимизировать риски и обеспечить долгосрочную ценность от внедрения ML-решений.

Российский и зарубежный опыт по управлению модельным риском

Российский и зарубежный опыт управления модельным риском демонстрирует как общие тенденции, так и заметные различия в подходах. Даже поверхностное сравнение регуляторных требований и их объёмов показывает, что российский рынок пока находится в начале пути адаптации к системному управлению модельным риском. Это особенно контрастирует с зарубежной практикой, где регуляторы, такие как американская OCC или европейские надзорные органы, уже давно встроили управление модельным риском (MRM) в обязательные стандарты, опираясь на Базельские соглашения и стресс-тестирование. Однако в России, несмотря на активное внедрение моделей — включая сложные системы на базе искусственного интеллекта и машинного обучения — осознание необходимости контроля за их рисками только начинает формироваться. Парадоксально, но именно интенсивное использование технологий, от кредитного скоринга до алгоритмической торговли, обнажает уязвимости: ошибки в моделях могут привести к каскадным убыткам, искажениям в прогнозах или даже репутационным кризисам, что уже не раз происходило в мировой практике.

Главное отличие кроется в степени зрелости процессов. Если за рубежом управление модельным риском давно формализовано — от создания реестров моделей до сквозного мониторинга их жизненного цикла — то в России многие компании до сих пор ограничиваются фрагментарными решениями. Это не означает отсутствия прогресса: потребность в MRM уже осознана, особенно в банковском секторе и у крупных технологических игроков, но системные подходы только начинают вызревать. Например, Сбер в партнёрстве с EPAM ещё в 2019 году разработал платформу SberDS, где для оценки риска в денежном выражении применялся Semi-Supervised Learning — гибридный подход, сочетающий размеченные и неразмеченные данные. Это позволило не только прогнозировать деградацию моделей с помощью градиентного бустинга, но и автоматически искать более эффективные альтернативы через AutoML, создавая гибкую систему предупреждений. Подобные решения, хотя и остаются редкими, указывают на движение в сторону западных стандартов, где каждая модель проходит валидацию, стресс-тестирование и регулярный аудит.

Ещё один пример — Quadrium MRM, чья платформа интегрирует валидацию моделей, оценку рисков и MLOps-инструменты, предлагая готовые дашборды для отчётности. Их подход, хотя и менее масштабный, чем у Сбера, демонстрирует, как локальные игроки пытаются систематизировать процессы: от документирования моделей до мониторинга их влияния на бизнес-метрики. Конечно, многие внутренние практики российских компаний остаются за закрытыми дверями, но даже внешние решения служат индикатором: рынок постепенно признаёт, что модель — это не просто код, а актив, требующий управления, как любой финансовый инструмент.

Зарубежный опыт здесь значительно богаче. Например, SAS уже десятилетия развивает свою MRM-систему, которая стала эталоном для многих банков. Их платформа не только автоматизирует сбор данных и валидацию, но и создаёт «цифровых двойников» моделей, позволяя тестировать их в смоделированных кризисных сценариях. Такая глубина анализа пока недоступна большинству российских решений. Интересен и подход Deloitte с их платформой предсказательной аналитики: акцент сделан на «переводе» сложных ML-моделей на язык конкретных бизнес-процессов, что снижает риски неверной интерпретации результатов. Это перекликается с идеями Сбера о преодолении «чёрного ящика» — общей проблемы для всех, кто работает с AI.

Однако ключевой вызов для России — не столько в технологиях, сколько в культуре управления рисками. Если на Западе MRM стал частью корпоративной ДНК благодаря жёсткому регулированию и историям вроде краха Long-Term Capital Management в 1998 году (где ошибки моделей привели к коллапсу), то у нас многие до сих пор воспринимают управление модельным риском как формальность. Тем не менее, первые шаги уже сделаны: регулятор начинает обсуждать нормативные рамки, а пилотные проекты, как у Сбера или Quadrium, закладывают основу для будущих стандартов. Возможно, через несколько лет мы увидим, как локальные наработки синтезируются с мировым опытом, создавая гибридные решения — адаптированные к специфике российского рынка, но не уступающие в строгости подхода глобальным аналогам.

**Практическая часть**

В рамках данной проектной работы была разработана система управления портфельным риском, основанная на применении моделей Value at Risk (VaR) и Conditional Value at Risk (CVaR), а также технологий машинного обучения. Целью проекта стало создание инструмента, позволяющего эффективно оценивать и минимизировать риски инвестиционного портфеля, а также определять оптимальное распределение активов в различных рыночных условиях.

**Цели и задачи исследования**

Основной целью данной части работы являлось проектирование системы, которая могла бы:

* Оценивать портфельный риск с использованием различных методов расчета VaR и CVaR;
* Оптимизировать распределение активов для достижения максимальной доходности при минимальном уровне риска;
* Адаптироваться к изменениям рыночных условий, включая кризисные периоды.

Для достижения поставленных целей были проанализированы исторические данные, применены статистические и математические методы, а также разработан алгоритм на основе машинного обучения.

**Анализ исторических данных**

В качестве исходных данных использовались котировки индексов MOEX, S&P500, HKE (Hong Kong Exchange) и фьючерсов на золото (GOLD) за период с 1998 по 2017 год. Для оценки модели в условиях экономического кризиса были дополнительно включены данные за 2020 год, охватывающие период пандемии COVID-19. Все значения были приведены к единой валюте — долларам США — с учетом курсов USD/RUB и USD/HKD для обеспечения сопоставимости, а также для учета возможных валютных рисков.

**Расчет VaR и CVaR**

Для оценки риска применялись следующие методы:

* Исторический метод;
* Параметрический метод;
* Метод Монте-Карло;
* Бутстрап;
* Модель GARCH.

Результаты расчетов показали, что в стабильных условиях (до 2017 года) уровень VaR на 95%-м доверительном уровне составил 0.32%, а CVaR — 0.01%. Однако в кризисный период 2020 года значения значительно выросли: VaR 95% достиг 1.98%, а CVaR 95% — 3.00%. Это свидетельствует о существенном увеличении риска в условиях нестабильности рынка.

**Оптимизация портфеля**

На основе проведенных расчетов был разработан алгоритм оптимизации портфеля, направленный на максимизацию доходности при минимизации риска. В стабильных условиях оптимальное распределение активов выглядело следующим образом:

* GOLD —84,6%;
* MOEX — 1,2%;
* S&P500— 9.9%;
* HKE — 4,3%.

В 2020 году распределение изменилось:

* GOLD — 96.7%;
* MOEX — 2.8%;
* S&P500 и HKE — минимальные доли.

Такая структура портфеля отражает стремление минимизировать риск за счет высокой доли золота, обладающего низкой корреляцией с другими активами.

**Применение машинного обучения**

Для выбора оптимального метода оценки риска и распределения активов была построена нейронная сеть. Модель обучалась на исторических данных с использованием метода кросс-валидации, что позволило повысить ее точность и устойчивость.

**Основные результаты:**

Так как мы обучали модель и желали учесть риск с большим коэффициентом нежели прибыль, наша модель наиболее часто выдавала большую долю золота . Однако тут важно учесть, модель обучилась именно так, как мы от нее хотели. Ситуация на финансовом рынке в 2020 году была угадана моделью, и вместо убытков модель показывала прибыль . Вообще почти на всех промежутках показывала прибыль, так как давала высокую долю золоту , однако, одной из интересующих нас задач было построение модели , которая в условиях кризиса будет сберегать наши средства и увеличивать их. Модель обучилась таким образом , что мы недополучаем прибыль в условиях стабильности рынка , так как модель отдает высокую долю золоту , но и в то же время , модель смогла каким-то образом предсказать и экзогенный шок, увеличив долю золота до почти 100 процентов, тем самым принеся нам прибыль, в размере в размере 43 процентов годовых (если не учитывать рефинансирование)( В конфигурации, которая предложила модель , в 2020 происходит касание 200 MA по золоту , что на пике принесло примерно 42 процента прибыль и покупка индекса IRUS, который на пике дал 47 процентов годовых, но его доля осталась слишком маленькой , поэтому больший процент по всему портфелю получить не удалось )

**Рекомендации по минимизации модельного риска**

На основе полученных результатов предлагаются следующие меры для улучшения системы:

1. *Диверсификация портфеля*: Установить ограничение на максимальную долю одного актива (например, не более 50%), чтобы снизить концентрационный риск.
2. *Стресс-тестирование*: Проводить регулярные проверки модели на данных кризисных периодов для оценки ее устойчивости.
3. *Использование адаптивных моделей*: Применять GARCH для учета динамической волатильности рынка.
4. *Регулярное обновление данных*: Переобучать модель не реже одного раза в квартал, чтобы учитывать актуальные рыночные тенденции.
5. *Мониторинг рисков*: Внедрить систему непрерывного отслеживания показателей VaR, CVaR и волатильности в реальном времени.

**Выводы**

Разработанная модель управления портфельным риском показала свою эффективность в условиях стабильного рынка, однако требует доработки для применения в кризисных ситуациях. Использование бутстрап-метода для расчета CVaR и высокая доля золота в портфеле являются обоснованными решениями, но нуждаются в корректировке с учетом ограничений на концентрацию активов. После реализации предложенных улучшений система может быть успешно применена на практике.