



МОВС-2022
НИУ ВШЭ

ХЕДЖИРОВАНИЕ ДЕРИВАТИВОВ В УСЛОВИЯХ НЕПОЛНОГО РЫНКА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ГЛУБИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Руководитель:

Пифтанкин Г. Н.

Бучков Вячеслав

Рецензент:

Самойлов Г. Е.

`pip install deep_hedging`

<https://github.com/v-buchkov/deep-hedging>

14.06.2024

СОДЕРЖАНИЕ



Немного о доменной области	3-7.
----------------------------	------

Актуальность, новизна и цели	8-11.
------------------------------	-------

Данные для обучения	11-14.
---------------------	--------

Методология	15-23.
-------------	--------

Результаты	24-28.
------------	--------

Ablation study	29.
----------------	-----

Объяснение результатов	30-31.
------------------------	--------

Дальнейшие исследования	32.
-------------------------	-----

НЕМНОГО О ДОМЕННОЙ ОБЛАСТИ

- Решается задача **хеджирования деривативов на неполном рынке**

НЕМНОГО О ДОМЕННОЙ ОБЛАСТИ

- Решается задача **ХЕДЖИРОВАНИЯ** деривативов на неполном рынке

1

Хеджирование

Задача — подобрать такую торговую стратегию, чтобы она **“всегда” давала зеркальный доход к доходу дериватива**

$$\begin{cases} \text{Var}^Q[f_\theta(S) - \Phi(S)] = \mathbb{E}^Q[f_\theta(S) - \Phi(S)]^2 \rightarrow \min_\theta \\ \mathbb{E}^Q[f_\theta(S) - \Phi(S)] = 0 \end{cases}$$

НЕМНОГО О ДОМЕННОЙ ОБЛАСТИ

- Решается задача хеджирования ДЕРИВАТИВОВ на неполном рынке



Хеджирование

Задача — подобрать такую торговую стратегию, чтобы она **“всегда” давала зеркальный доход к доходу дериватива**

$$\begin{cases} \text{Var}^Q[f_\theta(S) - \Phi(S)] = \mathbb{E}^Q[f_\theta(S) - \Phi(S)]^2 \rightarrow \min_\theta \\ \mathbb{E}^Q[f_\theta(S) - \Phi(S)] = 0 \end{cases}$$



Деривативы

Это финансовые инструменты, **выплата по которым зависит от другого финансового инструмента** (например, цены акции Газпрома)

```
def payoff(self, spot: float) -> float:
    return max(spot - self.strike, 0)
```

НЕМНОГО О ДОМЕННОЙ ОБЛАСТИ

- Решается задача хеджирования деривативов на НЕПОЛНОМ РЫНКЕ

1

Хеджирование

Задача — подобрать такую торговую стратегию, чтобы она **“всегда” давала зеркальный доход к доходу дериватива**

$$\begin{cases} \text{Var}^Q[f_\theta(S) - \Phi(S)] = \mathbb{E}^Q[f_\theta(S) - \Phi(S)]^2 \rightarrow \min_\theta \\ \mathbb{E}^Q[f_\theta(S) - \Phi(S)] = 0 \end{cases}$$

2

Деривативы

Это финансовые инструменты, **выплата по которым зависит от другого финансового инструмента** (например, цены акции Газпрома)

```
def payoff(self, spot: float) -> float:
    return max(spot - self.strike, 0)
```

3

Неполный рынок

На нём есть неэффективности — транзакционные издержки, непостоянные процентные ставки, возможность предсказывать

$$Bid = Mid - \pi < Mid < Mid + \pi = Ask$$

НЕМНОГО О ДОМЕННОЙ ОБЛАСТИ

- Решается задача хеджирования деривативов на НЕПОЛНОМ РЫНКЕ

1

Хеджирование

Задача — подобрать такую торговую стратегию, чтобы она “**всегда**” давала **зеркальную** выплату к доходу дериватива

$$\begin{cases} \text{Var}^Q[f_\theta(S) - \Phi(S)] = \mathbb{E}^Q[f_\theta(S) - \Phi(S)]^2 \rightarrow \min_\theta \\ \mathbb{E}^Q[f_\theta(S) - \Phi(S)] = 0 \end{cases}$$

2

Деривативы

Это финансовые инструменты, **выплата по которым зависит от другого финансового инструмента** (например, цены акции Газпрома)

```
def payoff(self, spot: float) -> float:
    return max(spot - self.strike, 0)
```

3

Неполный рынок

На нём есть неэффективности

— транзакционные издержки, непостоянные процентные ставки, возможность предсказывать

$$Bid = Mid - \pi < Mid < Mid + \pi = Ask$$

АКТУАЛЬНОСТЬ ИССЛЕДОВАНИЯ



Растущий рынок

- Рынок деривативов быстро растёт, оставаясь **молодым** и относительно **малоизученным**
- Клиенты крупных банков — как корпоративные, так и ритейловые — запрашивают **всё более и более кастомные продукты**



Будущее финансов

- Мир инвестиций движется в сторону **продуктов, создаваемых под “функцию полезности” пользователя**
- Для каждого продукта квантам приходится **изобретать модель хеджирования заново**



Академическая ценность

- Помимо практической полезности, работа вносит большой вклад в академию, показывая, что **можно применять классические методы оптимизации вместо излишне общего RL**

НОВИЗНА ИССЛЕДОВАНИЯ

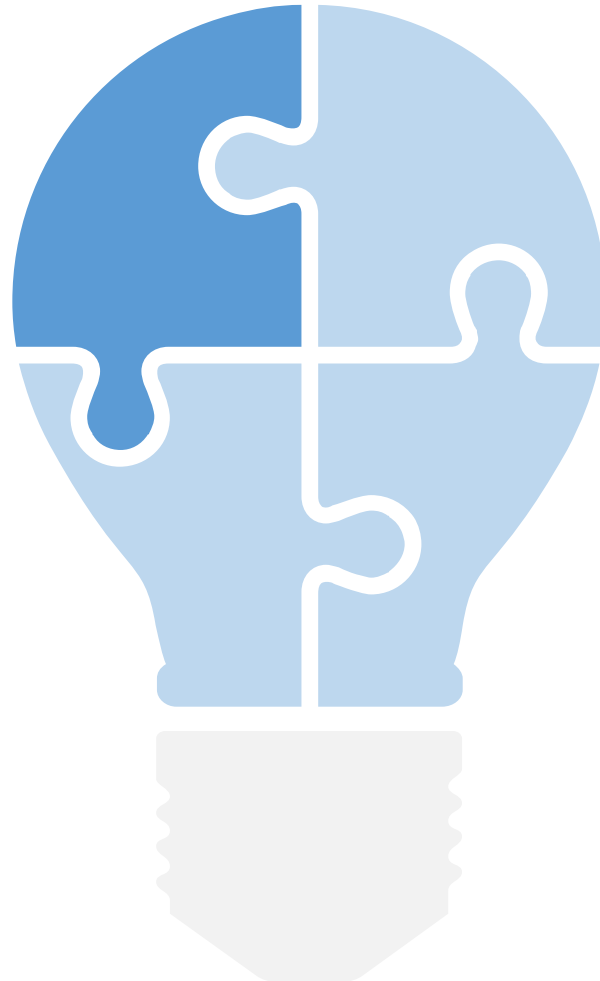
Оптимизационная задача только на основе финансовой логики бьёт сложные бейзлайны

Подход классического DL

Работа предлагает функцию потерь, работающую в общем случае для любого дериватива, по которой можно брать градиент напрямую

Постановка в общем виде

Оптимизация для любого сложного инструмента, требующая только исторических данных и правило выплаты



Учёт неэффективности

Работа первой тестирует подход на реальных рыночных данных вместо симуляции на основе заданной модели (которая гарантирует сходимость, так как для её уравнения существует решение)

Тестирование текстов как фичи

Работа рассматривает предобученные эмбединги как признаковое описание состояния рынка для хеджирующей модели

Модели **классических финансов** предлагают лучшее возможное решение **в условиях полного рынка**, но

ВОЗМОЖНО ЛИ ЗАХЕДЖИРОВАТЬ ДЕРИВАТИВ ЛУЧШЕ, ЧЕМ ПРЕДЛАГАЮТ ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ?

H_0 : внесение транзакционных издержек не меняет оптимальность решения классических методов

H_1 : существует архитектура, которая сможет захеджировать лучше при той же информации

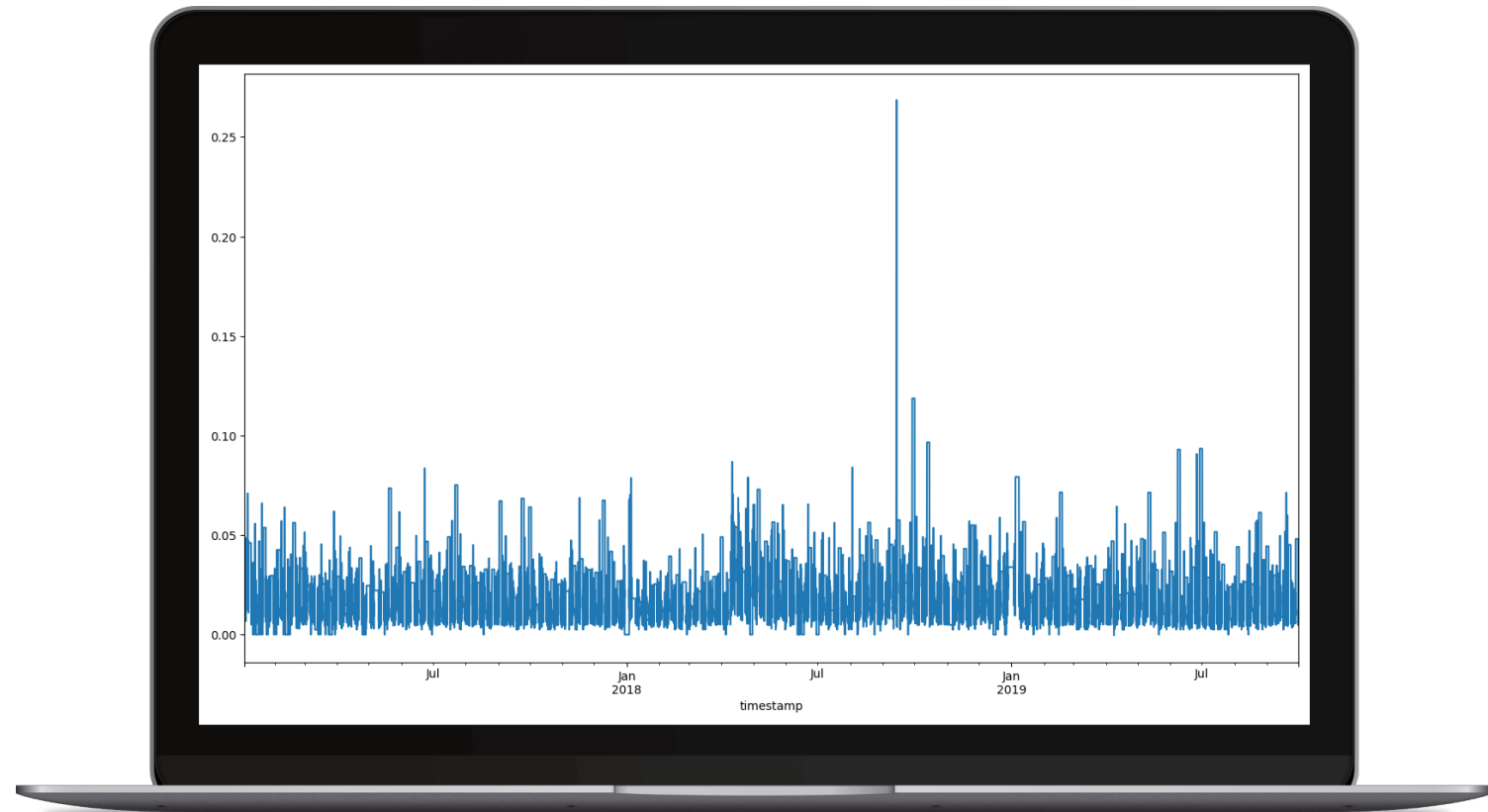
* “Лучше” — означает **с меньшим матожиданием костов хеджирования**

**ДАННЫЕ — 3 КИТА, НА
КОТОРЫХ СТОИТ
РАБОТА**

РЫНОЧНЫЕ ДАННЫЕ

Используются данные Московской Биржи по USDRUB и EURRUB с 2017 по 2024 год

- Реальные данные: **бид и аск** уровни для USDRUB и EURRUB
- Частота: наблюдение = **1 минута**
- Период: от **03-01-2017 07:00** до **30-04-2024 15:51**
- Учёт объёма: **Volume-Weighted Average Price** на объём 500,000 валюты
- Срочность дериватива: 5 дней
- **Всего 1,488,719 точек наблюдения**

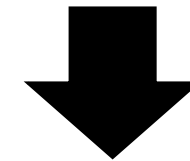


ТЕКСТЫ ФИНАНСОВЫХ НОВОСТЕЙ

Для общности подхода тестируется включение текстов в наблюдения, доступные модели



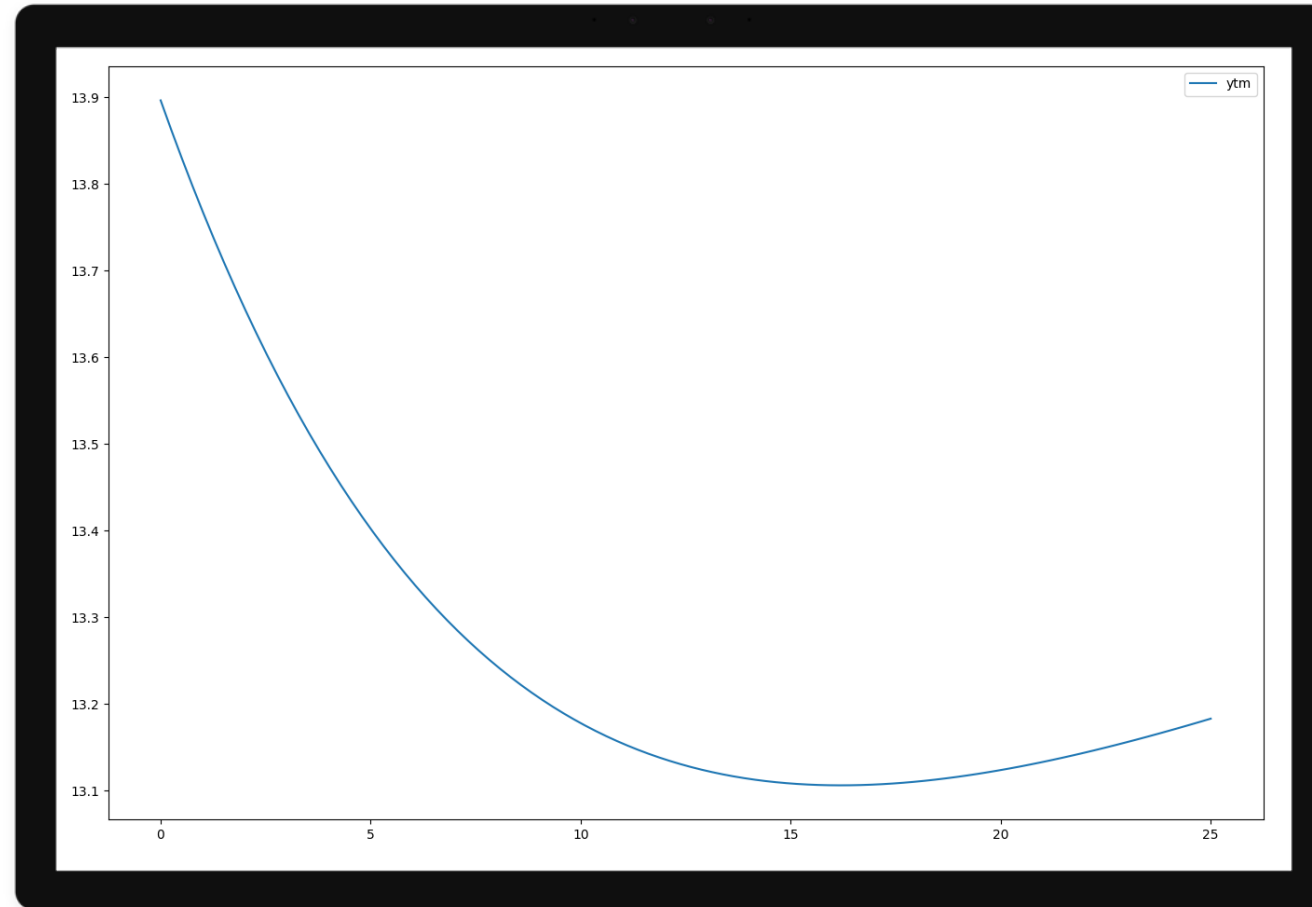
- Источники: тексты из 11 новостных и аналитических Телеграм-каналов по финансам
- Период: с 06.05.2020 по 03.11.2022
- Кол-во текстов: 1,305 постов



- **Получены эмбединги состояния финансовых рынков на основе мнений профессиональных участников рынка**

КРИВАЯ ПРОЦЕНТНЫХ СТАВОК

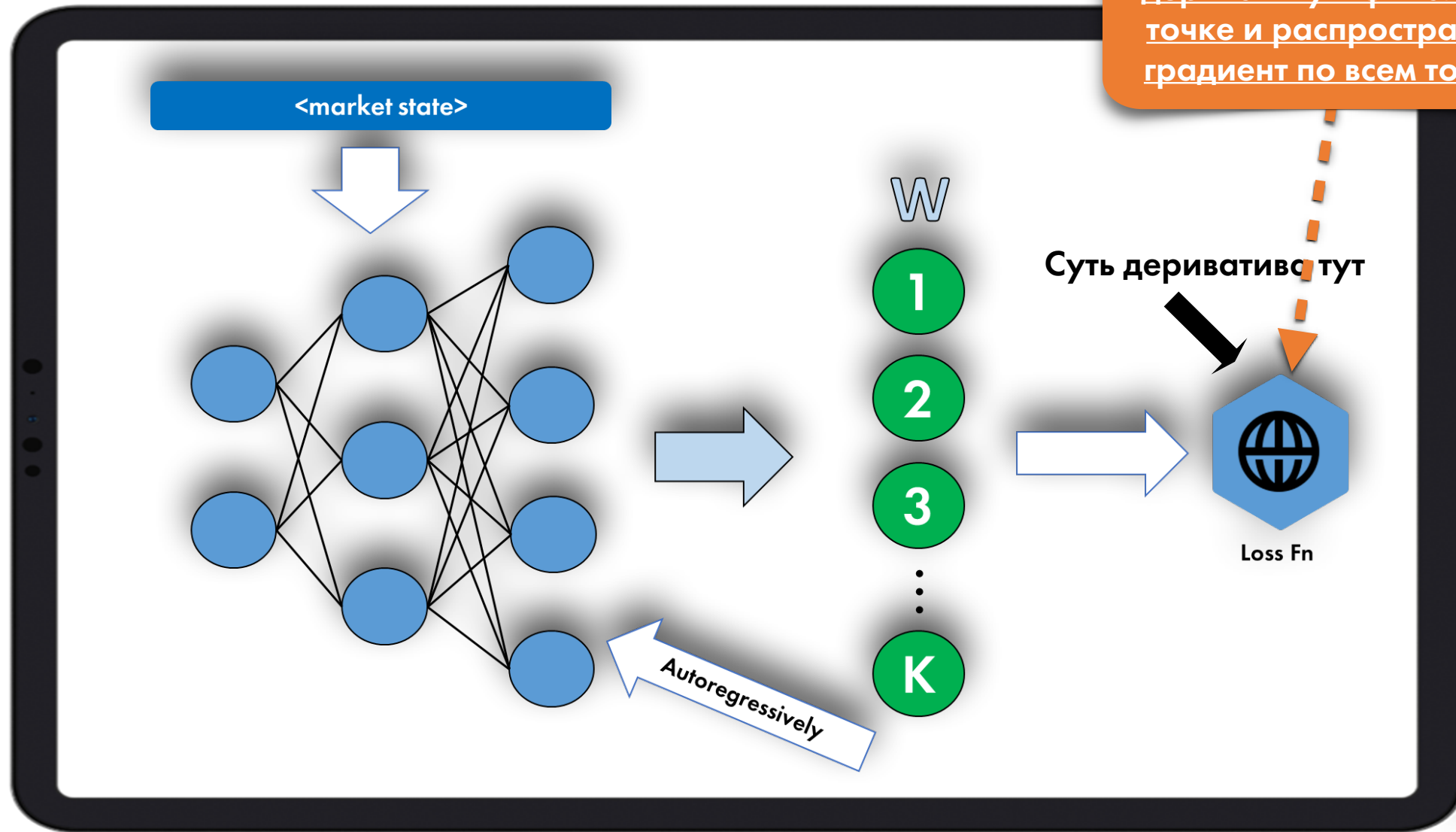
Помимо бид-аск спреда, важная часть неидеальности рынка — это процентные ставки



САМОПИСНЫЙ КЛАСС NELSON-SIEGEL-SVENSSON КРИВОЙ

МЕТОДОЛОГИЯ

ИДЕЯ END-TO-END ОБУЧЕНИЯ



Считаем выплату по
деривативу в финальной
точке и распространяем
градиент по всем точкам

КАСТОМНАЯ ФУНКЦИЯ ПОТЕРЬ

Переформулируем проблему так, чтобы можно было взять градиент напрямую



Транзакционные ксты

- Хотим учитывать неэффективность рынка
- То есть **делать поправку на издержки**
- Важно помнить, что это тоже стохастическая рыночная переменная

$$Bid = Mid - \pi < Mid < Mid + \pi = Ask$$

Подсчёт PnL

Давайте просто посчитаем, **сколько заработает портфель**

Таргетируем минимальную разницу заработка между деривативом и нашим портфелем



$$MSE(f_{\theta}(S), \Phi(S)) = \underbrace{\mathbb{E}[f_{\theta}(S) - \Phi(S)]^2}_{\text{Bias}} + \underbrace{\mathbb{V}(f_{\theta}(S))}_{\text{Variance}}$$

Выплата по деривативу

- Дериватив — это просто какое-то **правило выплаты**
- “Идеальное хеджирование” — это если **портфель платит столько же, сколько мы отдаём по деривативу**
- Задача — повторить правило

$$Deals PnL = \sum_t^T CF_t(\Delta w_t)$$

КАСТОМНАЯ ФУНКЦИЯ ПОТЕРЬ

Переформулируем проблему так, чтобы можно было взять градиент на



Транзакционные ксты

- Хотим учитывать неэффективность рынка
- То есть **делать поправку на издержки**
- Важно помнить, что это тоже стохастическая рыночная переменная

$$Bid = Mid - \pi < Mid < Mid + \pi = Ask$$



Подсчёт PnL

Давайте просто посчитаем, **сколько заработает портфель**

Таргетируем минимальную разницу заработка между деривативом и нашим портфелем



$$MSE(f_{\theta}(S), \Phi(S)) = \underbrace{\mathbb{E}[f_{\theta}(S) - \Phi(S)]^2}_{\text{Bias}} + \underbrace{\mathbb{V}(f_{\theta}(S))}_{\text{Variance}}$$

Общий подход обеспечивается этой формулой — просто репликация выплаты



Выплата по деривативу

- Дериватив — это просто какое-то **правило выплаты**
- “Идеальное хеджирование” — это если **портфель платит столько же, сколько мы отдаём по деривативу**
- Задача — повторить правило

$$Deals PnL = \sum_t^T CF_t(\Delta w_t)$$

КАК СЧИТАЕМ PNL?

- Начинаем с нулевыми весами — в портфеле ничего нет, в конце всё ликвидируем
- **Далее просим модель выставить веса на каждый день**
- Изменение веса от модели => покупка или продажа

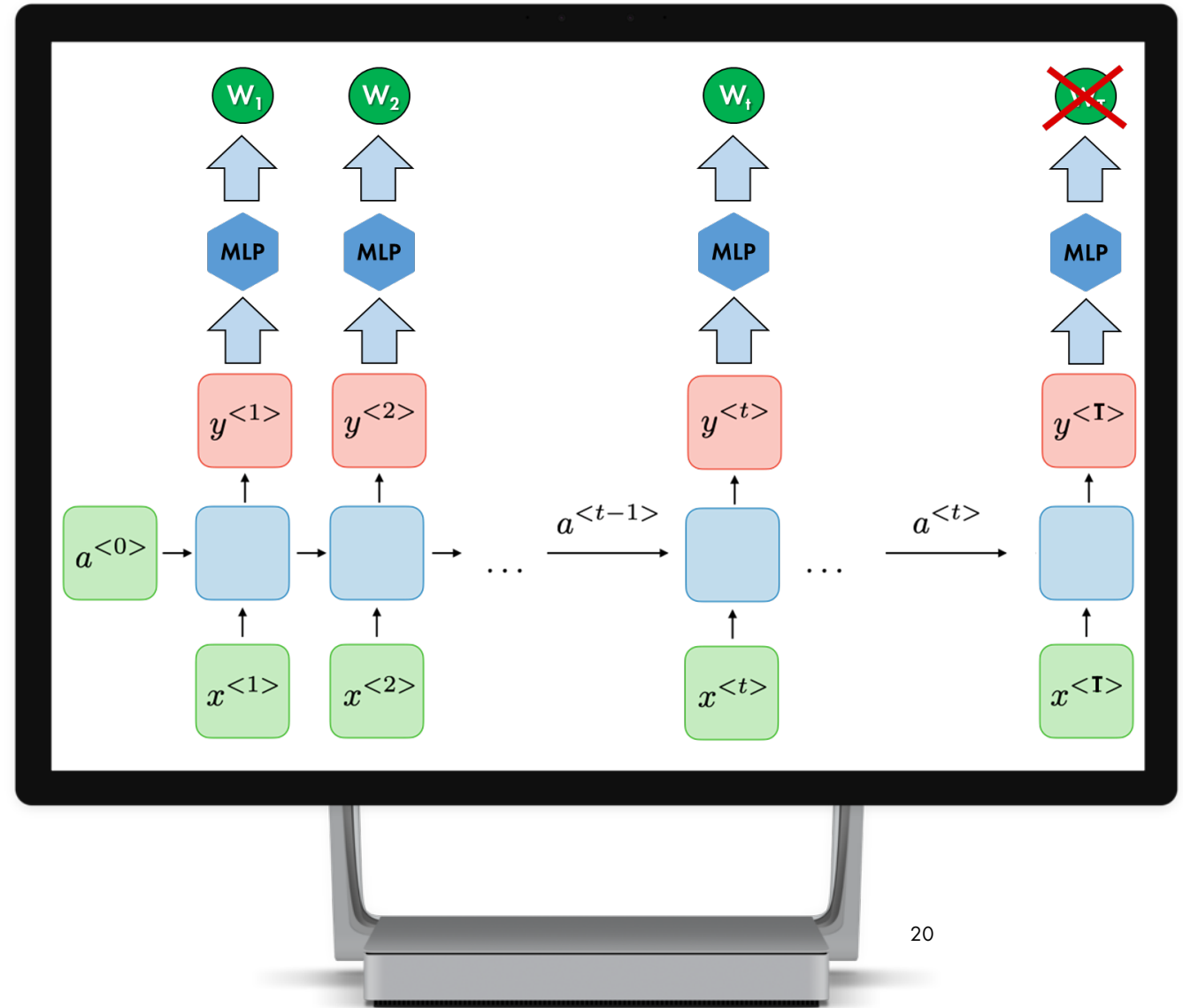
$$W = \begin{pmatrix} 0 & w_{t_0}^{a_1} & w_{t_1}^{a_1} & \dots & 0 \\ 0 & w_{t_0}^{a_2} & w_{t_1}^{a_2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & w_{t_0}^{a_A} & w_{t_1}^{a_A} & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

- Как учитывается несколько активов? Хотим уметь прокидывать градиент через ограничение $\sum_i^A w_i = 1$. Поэтому можем просто использовать *softmax* поверх весов.

АРХИТЕКТУРА МОДЕЛИ

Самый сложный момент — исключить отсутствие даталиков (!)

- Работа рассматривает 2 базовые архитектуры — **n-layer MLP** и **LSTM**
- **RNN** для сохранения максимального кол-ва доступных точек => не используется окно на истории для наблюдения
- **Нормализация** данных — только с помощью превращения цен в % от страйка как $\log(\frac{S}{K})$, так как любая другая нормализация неслала бы информацию о будущих данных

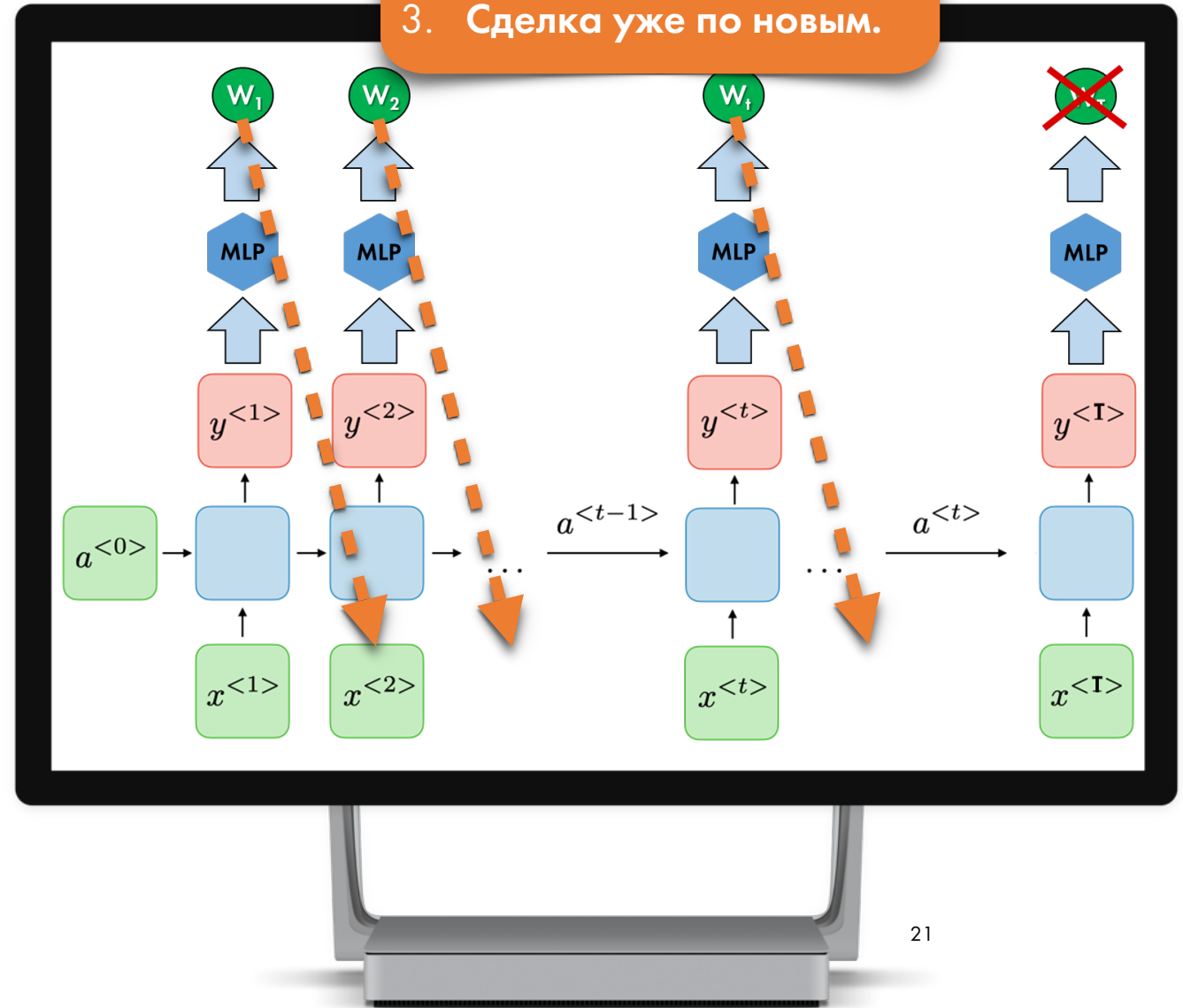


АРХИТЕКТУРА МОДЕЛИ

Самый сложный момент — исключить отсутствие даталиков (!)

- Работа рассматривает 2 базовые архитектуры — **n-layer MLP** и **LSTM**
- **RNN для сохранения** максимального кол-ва доступных точек => не используется окно на истории для наблюдения
- **Нормализация** данных — только с помощью превращения цен в % от страйка как $\log(\frac{S}{K})$, так как любая другая нормализация неслала бы информацию о будущих данных

1. Пронаблюдали данные.
2. Получили вес.
3. Сделка уже по новым.



КАК СТРОИМ СЭМПЛЫ?

- Хотим обучить модель, которая **транслирует признаки в веса, повторяющие “путь дериватива”**: $f: X^{F \times T} \rightarrow W^{A \times (T-2)}$
- Модель выучит композицию распределений активов в общем случае



- Таким образом, будем просто **подавать в модель ряд цен базового актива и выплату дериватива на его основе**
- Получаем временные ряды сдвигом времени на ϵ — выбранную частоту хеджирования
- Однако **градиенты будут скоррелированными** \Rightarrow смещёнными
- Решим проблему **случайным перемешиванием батчей** — крайне низкая вероятность встретить 2 последовательных сэмпла

БЕЙЗЛАЙНЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Покажем, что модель показывает результаты лучше не только базовых подходов, но и RL



Форвард — sanity check

Этот дериватив — линейный, то есть его можно захеджировать идеально просто покупкой базового актива (вес всегда равен 1).

Проверим, что модель предложит схожий вес.

$$w_t^{\mathcal{F}} = \frac{\partial \mathcal{F}}{\partial S_t} = \frac{\partial (S_t - e^{-r_t^{\text{diff}}} F)}{\partial S_t} = 1$$



Модели опционов

Работа сравнивается с 3 бейзлайнами:

- (Black & Scholes, 1973)
- (Heston, 1993)
- Black-Scholes с "gamma decision rule" (**выведено в данной работе**)

$$\frac{\partial \mathcal{C}}{\partial S_t} = \frac{\mathcal{MC}(S_t + \delta) - \mathcal{MC}(S_t - \delta)}{2\delta}$$



Обучение с подкреплением

Используются сильные модели для общего подхода (с LSTM архитектурой):

- Soft Actor-Critic (Haarnoja, 2018) => continuous action space, но проблемы при разреженной награде
- Proximal Policy Optimization (Schulman, 2017) => дискретные веса

$$(\{o_t | t \in [T_0; T)\}, \frac{1}{MSE}, 1)$$

РЕЗУЛЬТАТЫ

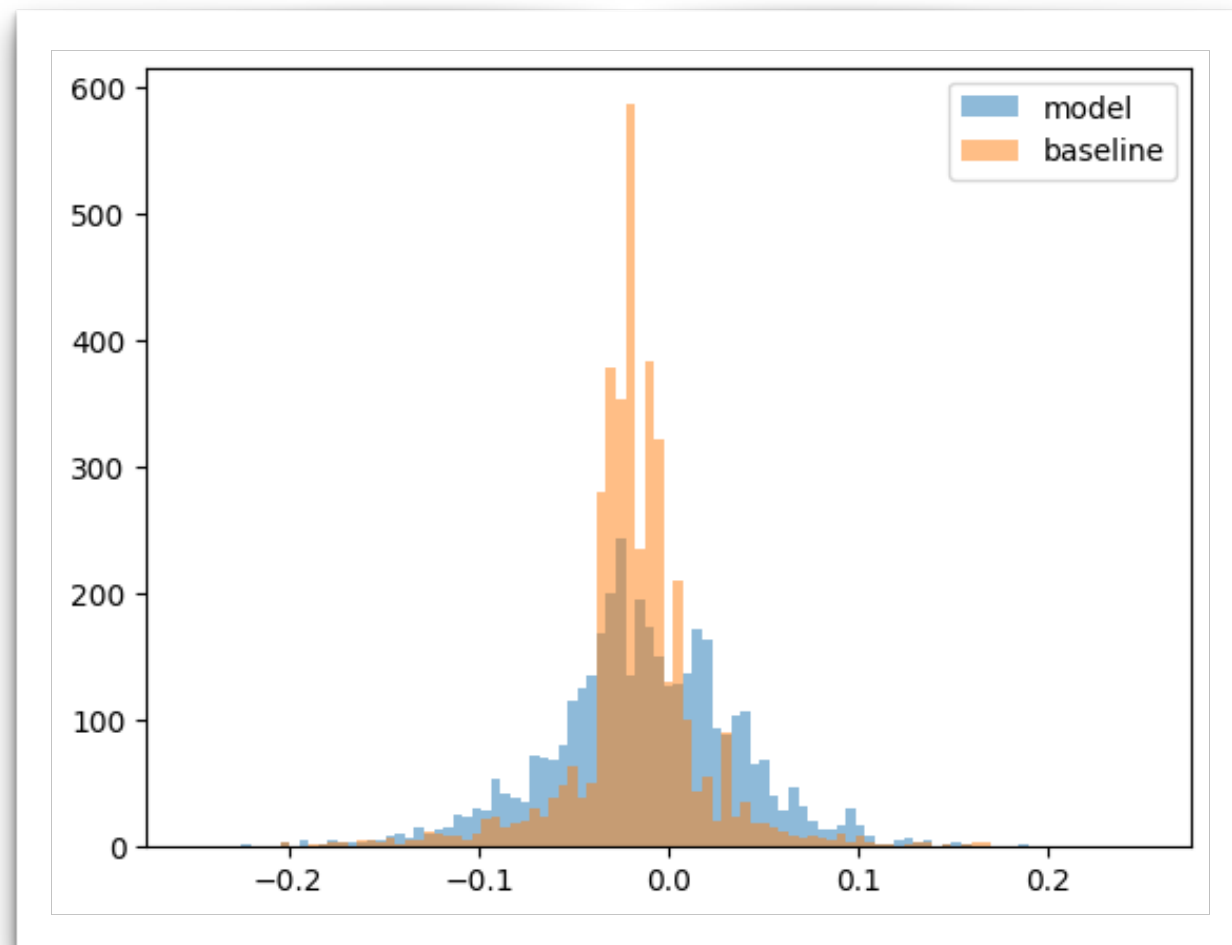
ХЕДЖИРОВАНИЕ ФОРВАРДА

Ожидается тривиальное решение — веса, близкие к 1

Данные для форварда номиналом в 1 доллар США	Границы весов	Средний PnL, RUB	T-Stat
MLP Hedger	[0.691; 0.886]	-0.0179	-4.32
LSTM Hedger	[0.908; 1.163]	-0.0134	<u>3.51</u>
Baseline	[1.000; 1.000]	-0.0172	-

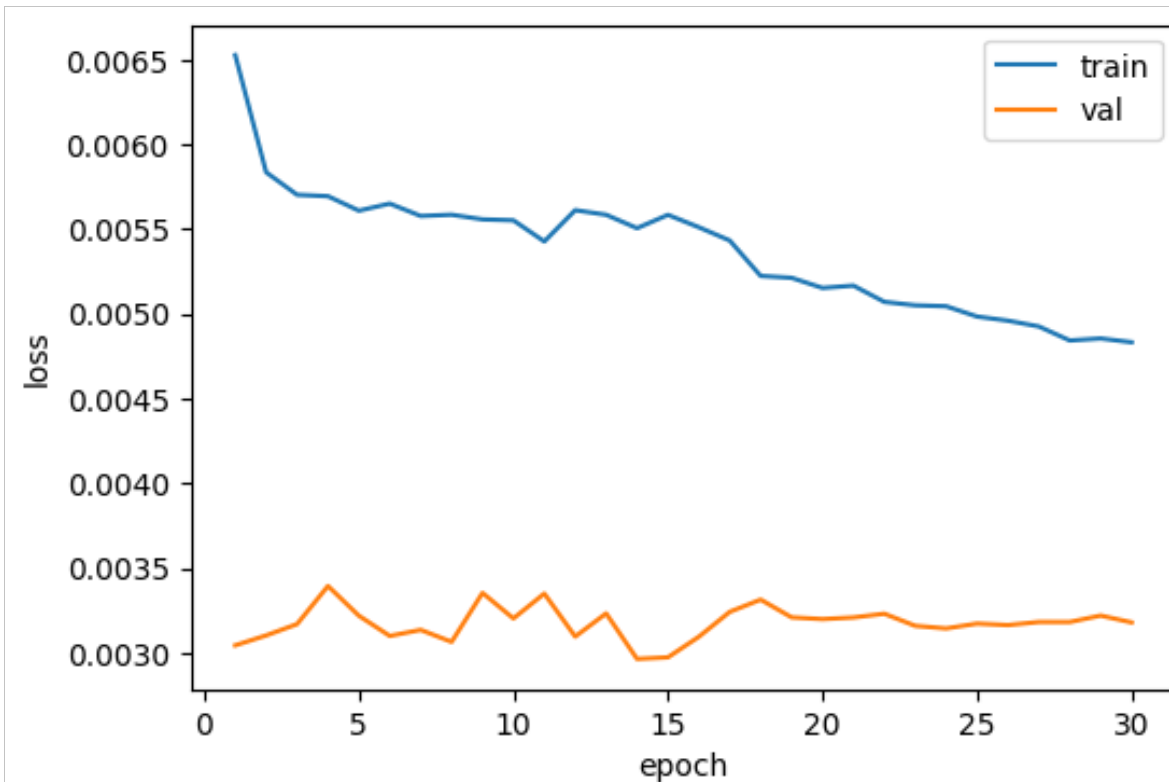


Получили большое улучшение
PnL, однако более высокое
стандартное отклонение — модель
пытается “расторговать”
транзакционные издержки



ХЕДЖИРОВАНИЕ ОПЦИОНА (30 минут)

Довольно редкое хеджирование — ожидается довольно плохая сходимость



Данные для опциона номиналом в 1 доллар США	Границы весов	Средний PnL, RUB	T-Stat
MLP Hedger	[0.221; 0.568]	0.2965	5.1
LSTM Hedger	[0.246; 0.295]	0.2404	-10.1
PPO Recurrent	[0.128; 0.236]	0.2611	-2.2
Baseline BSM	[0.456; 1.000]	0.2784	-
Baseline Heston	[0.331; 1.000]	0.2579	-3.6



Получили статистически значимое
улучшение для модели на
валидационной выборке
на уровне 0.01% значимости

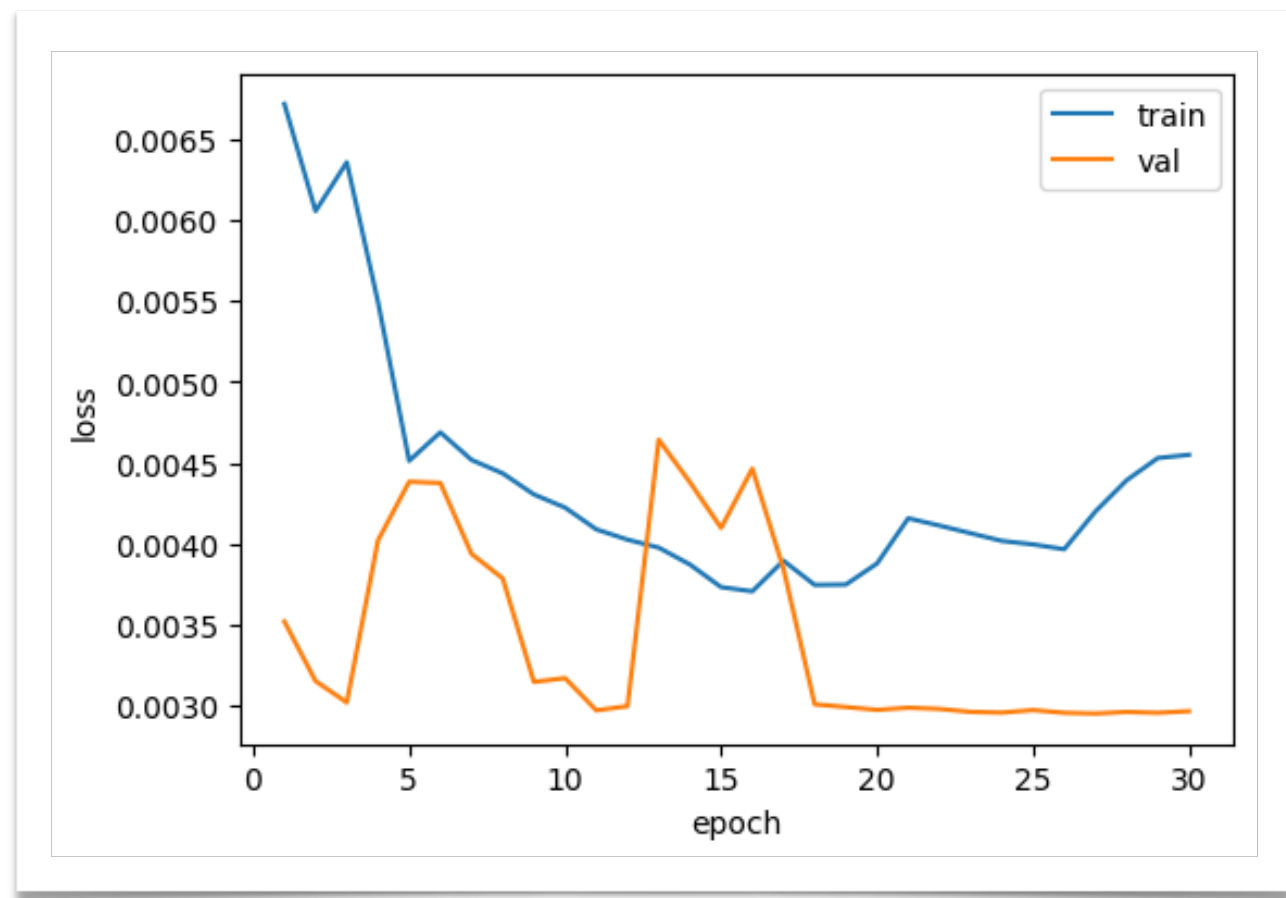
ХЕДЖИРОВАНИЕ ОПЦИОНА (5 минут)

Предполагается как целевое решение для данной задачи

Данные для опциона номиналом в 1 доллар США	Границы весов	Средний PnL, RUB	T-Stat
MLP Hedger	[0.621; 0.889]	0.2911	-0.07
LSTM Hedger	[0.036; 0.473]	0.2516	-33.83
Baseline BSM	[0.371; 1.000]	0.2968	-
Baseline Heston	[0.411; 1.000]	0.2752	-



Несмотря на довольно нестабильное обучение, тут получили крайне большое улучшение на уровне значимости 0.1%



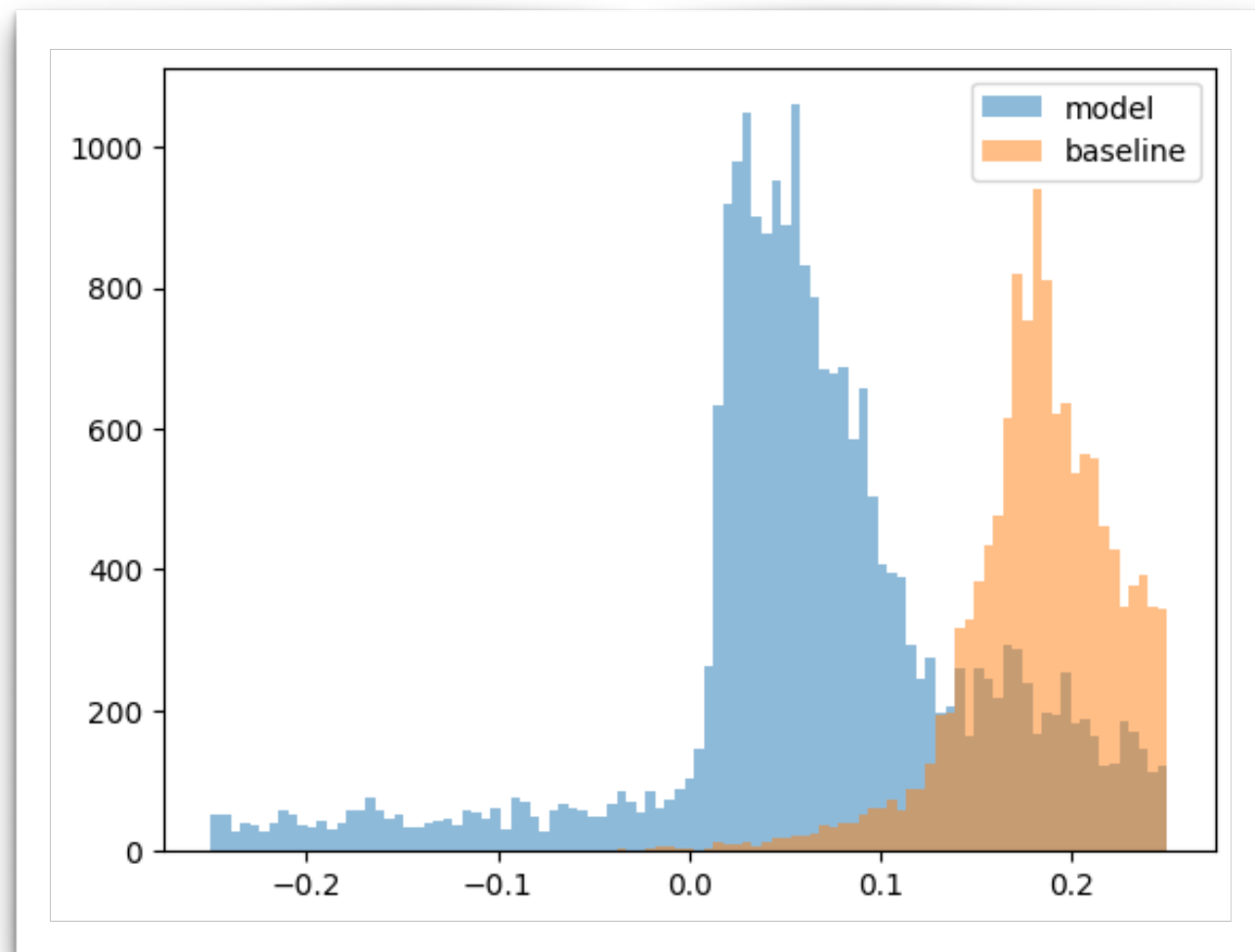
А ЧТО ЕСЛИ ДОБАВИТЬ ТЕКСТЫ?

Ожидается большое улучшение — позволяем модели предсказывать движение переменных

Данные для опциона номиналом в 1 доллар США	Границы весов	Средний PnL, RUB	T-Stat
LSTM Hedger	[0.071; 1.950]	0.1292	<u>133.68</u>
Baseline BSM	[0.422; 1.000]	0.4502	-
Baseline Heston	[0.334; 1.000]	0.3411	-



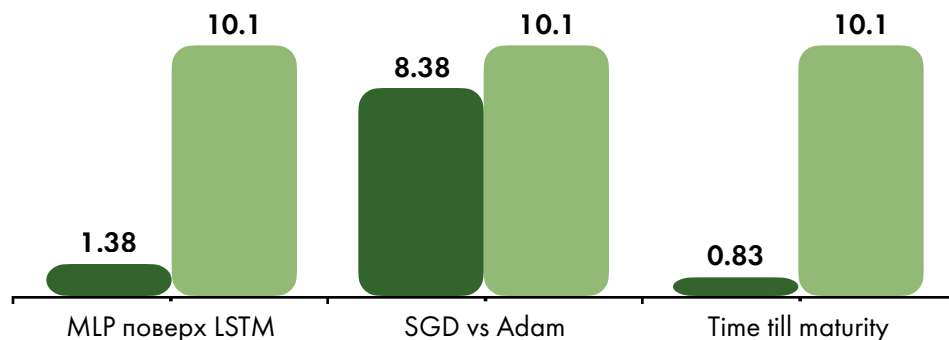
Получили очень значимое улучшение, но есть признаки переобучения (вывод на базе финансовой логики — вес базового актива > 1 для опциона)



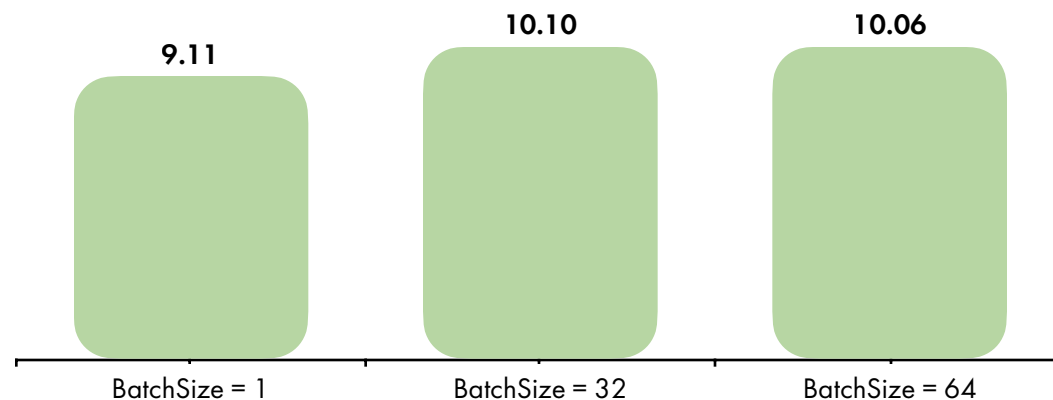
ABLATION STUDY

- Используется сравнение по T-statistic на отдельной отложенной выборке

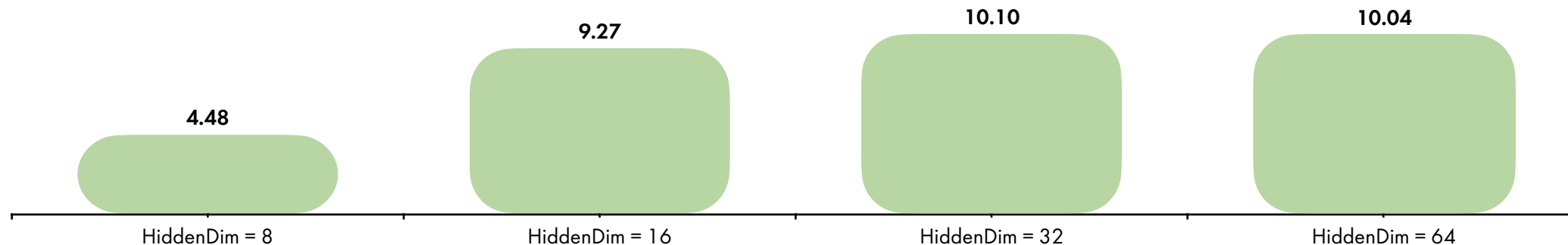
Детали обучения



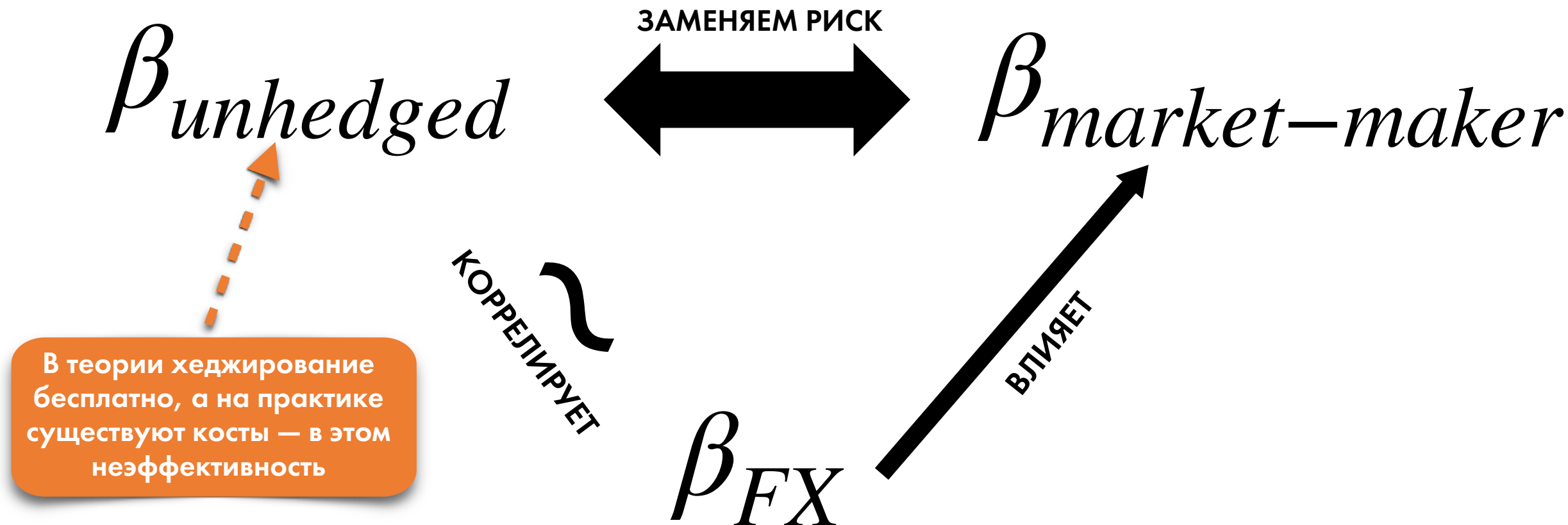
Размер батча



Размер скрытых слоёв



ПОЧЕМУ ПОЛУЧИЛОСЬ?



Торгуем риск отсутствия хеджа против издержек торговли

ЕСТЬ ЛИ НА САМОМ ДЕЛЕ ОТЛИЧИЕ ОТ RL?

DL

Шаг градиентного спуска для MSE оптимизации

- Запишем шаг градиентного спуска для оптимизации на основе MSE:

$$\theta_{new} = \theta_{old} - \alpha \nabla_{\theta} (\mathbb{R}W - PnL_{target})^2$$

RL

Шаг градиентного спуска для REINFORCE

- Посчитаем Reward-To-Go — общий уровень награды, которую мы получаем за всю траекторию $\Rightarrow G_t = \sum_t r_t = -(\mathbb{R}W - PnL_{target})^2$
- Получим шаг градиентного спуска согласно алгоритму REINFORCE (Williams, 1992):

$$\theta_{new} = \theta_{old} - \alpha \nabla_{\theta} \log[n_{\theta}(W)] (\mathbb{R}W - PnL_{target})^2$$

Вывод: На самом деле мы получили оптимизацию для RL по полному Monte Carlo, где мы играем всю игру полностью по всей траектории — подход менее sample efficient, но сильно лучше распространяется сигнал

ДАЛЬНЕЙШИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Отсутствие базового актива для хеджа

- Актуальная задача — если **базовый актив недоступен для включения в портфель**
- Представленный фреймворк работает с ограничением, однако **модель может переобучиться под сложные взаимосвязи**

Корректировка лосса для учёта “тейла”

Функция потерь для экзотических опционов

- Подход достаточно общий и для сложных деривативов
- Однако **чем сложнее функция выплаты, тем больше модель может переобучиться под спокойные времена**
- Необходимо учитывать в функции потерь

Лосс с контролем на сложные пути цены

Создание менее разреженного сигнала

- Так как представленный подход близок к RL, **можно доработать более sample-efficient алгоритмы**
- Необходимо заменить проход полных траекторий на менее разреженный сигнал — учитывать intrinsic value

Улучшение RL алгоритма обучения

Контроль риск-лимитов на параметры позиции

- Фреймворк **уже умеет учитывать контроль на риск-лимиты внутри подсчёта PnL**
- Однако для полноценного исследования **нужны отдельные бейзлайны из классических финансов**

Проверка общности подхода при лимитах

СПАСИБО ЗА ВАШЕ

$$\text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad !$$

Автор: Бучков Вячеслав (TG: [@buchkovv](https://t.me/buchkovv), Email: viacheslav.buchkov@gmail.com)

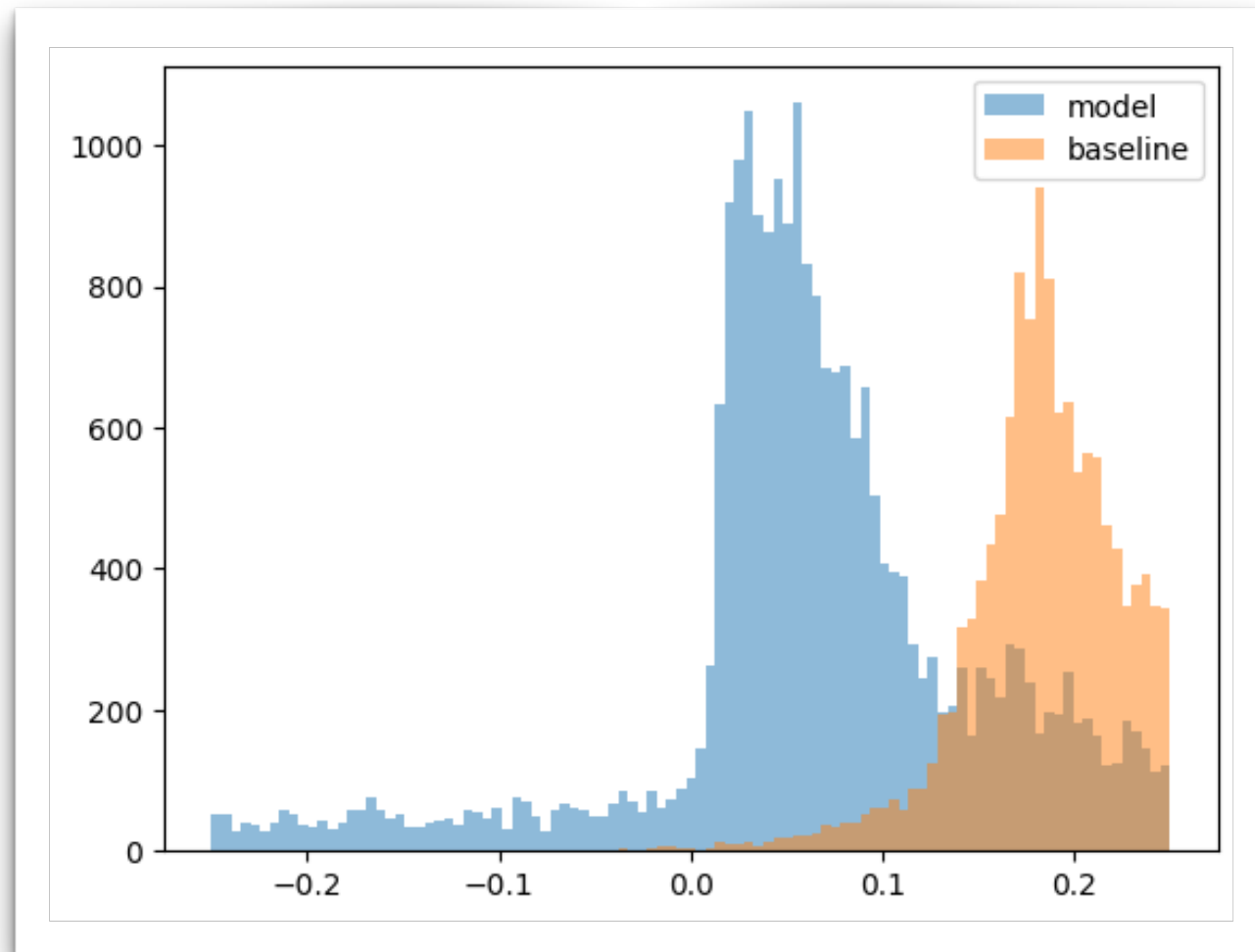
Научный руководитель: Пифтанкин Г. Н., исполнительный директор, Сбер

Рецензент: Самойлов Г. Е., старший вице-президент, Райффайзенбанк

САММАРИ ИССЛЕДОВАНИЯ

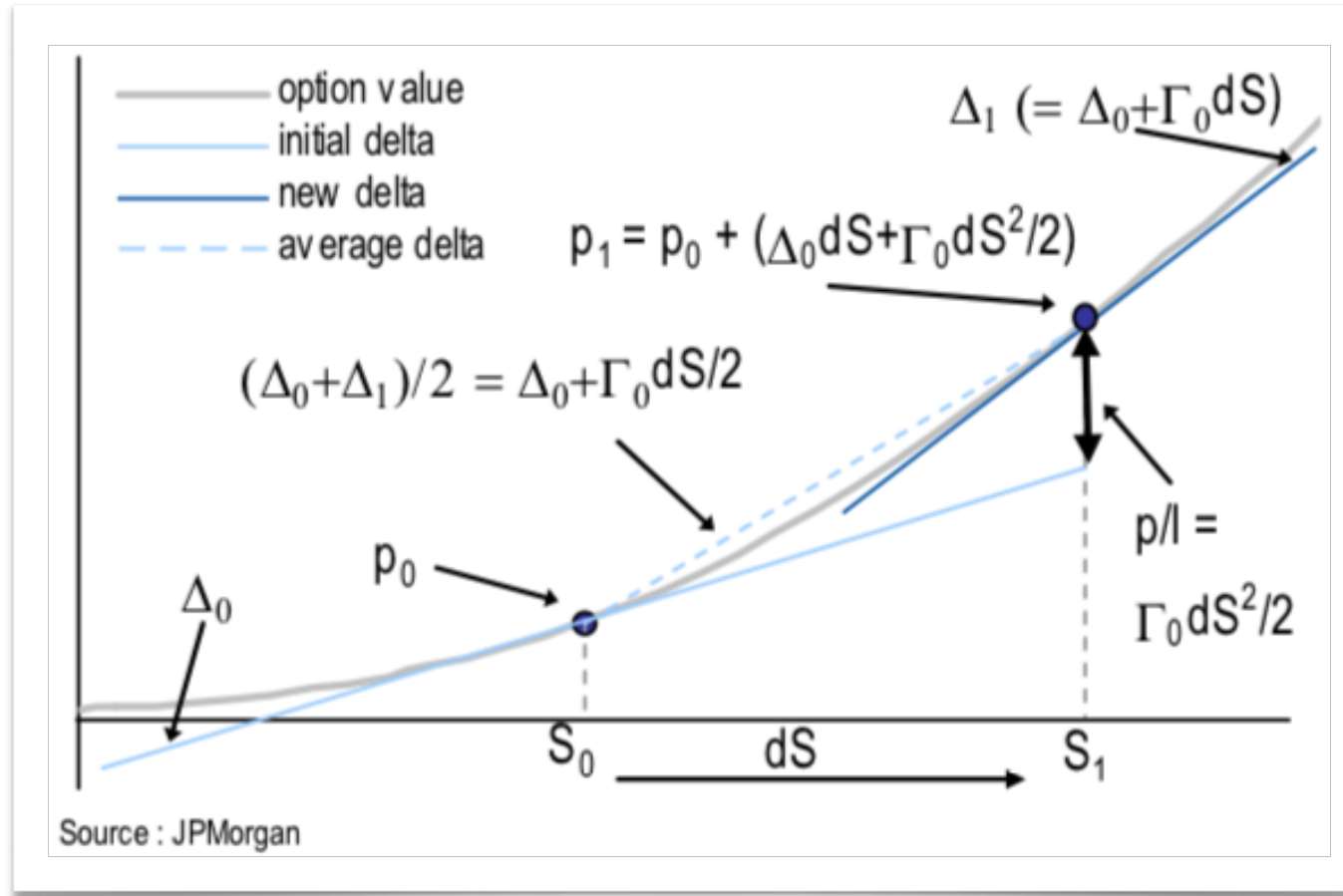
Обучение на данных Московской Биржи по USDRUB и EURRUB с 2017 по 2024 год

- Выработан **общий фреймворк для стратегии хеджирования** на основе только исторических данных и правила выплаты
- Обучен LSTM на реальных данных с учётом **транзакционных издержек и процентных ставок**
- Полученные результаты **проверены с точки зрения финансовой логики**
- Все эксперименты с таргентной моделью **опережают бейзлайны на 1% статистической значимости**



APPENDIX I

Нелинейность опциона (источник: JP Morgan)



APPENDIX II

Правило ограничения на гамму для **Black-Scholes-Merton** (источник: вывод автора)

$$d\mathcal{C} = \Delta dS + \frac{1}{2}\gamma(dS)^2$$

, where

is an option “greek”, called gamma — second-order derivative by spot price

.

Therefore, while the portfolio is delta-neutral, the gamma part remains unhedged — and **that is why we need to shift delta, dynamically rebalancing the portfolio — in order to constantly be protected as much as possible from the second-order convexity:**

$$\begin{cases} w_{t+1} = \Delta_t, \zeta(dw_t) < \frac{1}{2}\gamma(dS)^2 \\ w_{t+1} = w_t, \text{ otherwise} \end{cases}$$

APPENDIX III

RL-формализм (источник: выводы автора)

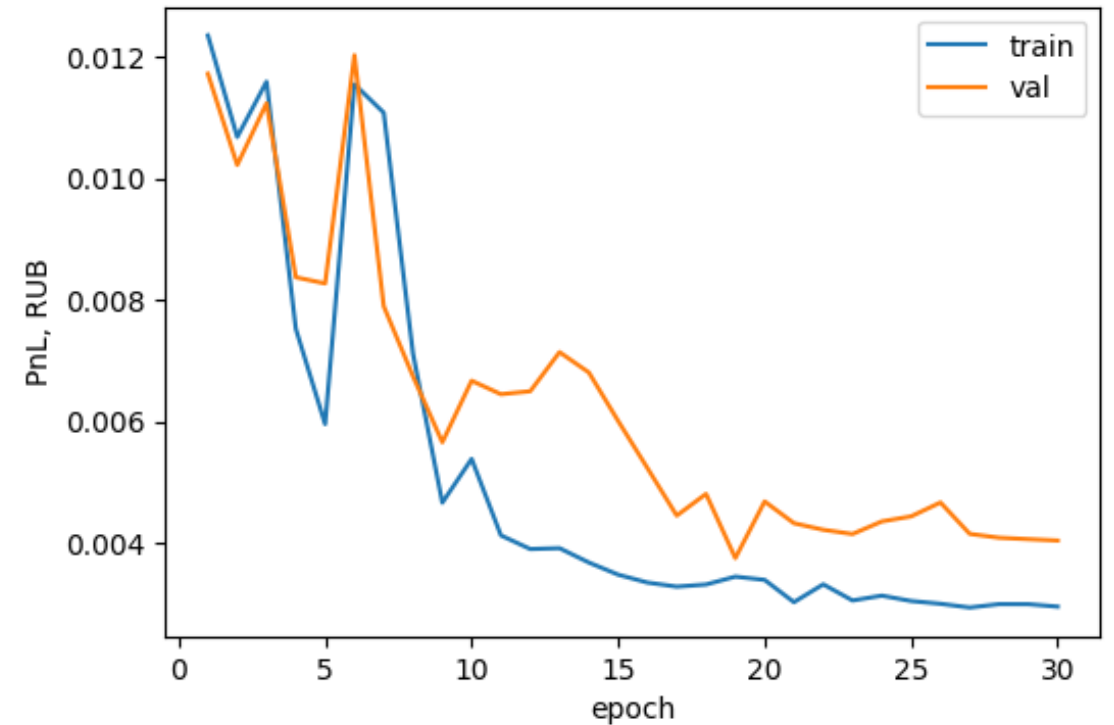
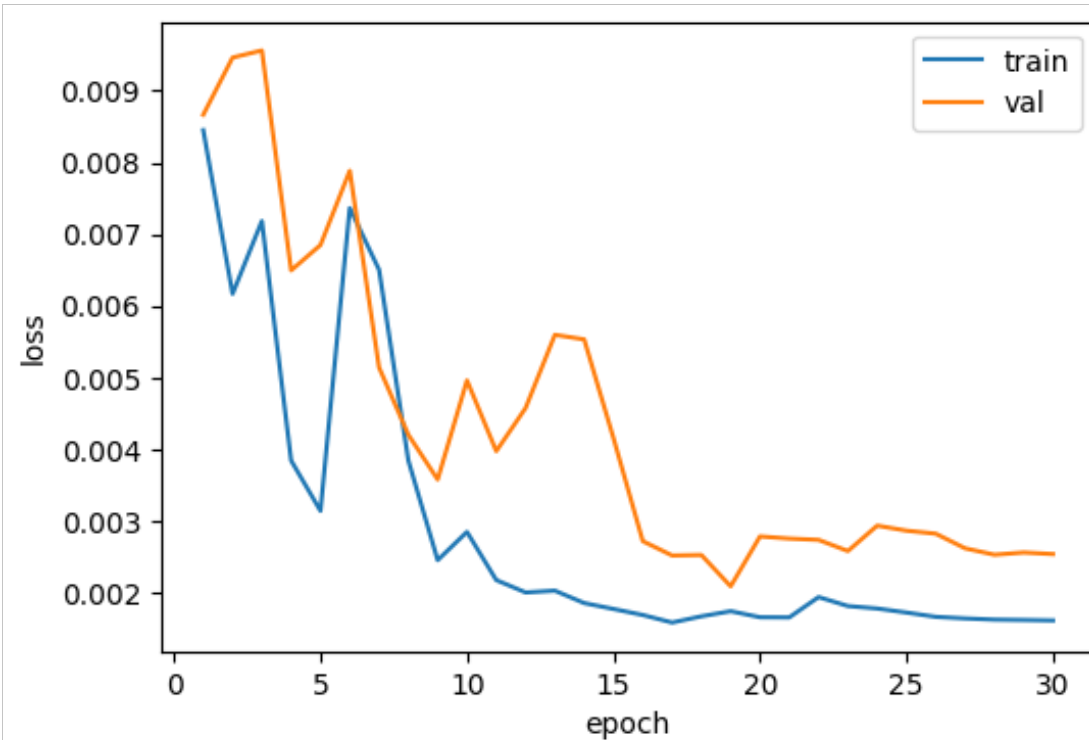
$$Reward = \frac{1}{MSE(PnL_{target}, PnL_{hedge})}$$

Now, let's transform our business task into the RL framework:

- Action space is the weights of the replicating portfolio that can be attained (see Sections 3.4-3.5) by our . It follows that
- Reward is the inverse MSE, minimizing the distance between the payoff of the derivative and the hedging PnL by maximizing the reward.
- Observation is the market data and all other available features.

APPENDIX IV

Путь обучения с текстовыми фичами (источник: расчёты автора)



APPENDIX V

Что такое VWAP? (источник: Московская Биржа)

		89.2200	100	1 890
		89.2250	250	1 790
		89.2275	50	1 540
		89.2300	150	1 490
		89.2325	100	1 340
		89.2350	150	1 240
		89.2375	100	1 090
		89.2400	500	990
		89.2425	100	490
		89.2525	150	390
		89.2550	190	240
		89.2575	50	50
150	150	89.2650		
200	50	89.2675		
270	70	89.2700		
469	199	89.2725		
689	220	89.2750		
889	200	89.2775		
1 989	1 100	89.2800		
3 125	1 136	89.2900		
3 225	100	89.2950		
3 275	50	89.2975		
4 179	904	89.3000		

APPENDIX VI


Детали по текстовым признакам (источник: методология автора)

- Удаление **стоп-слов** из stopwords nltk, **морфологическая предобработка** с помощью rymorphy2
- Эмбединги** получены через **fasttext**, модель ss.ru.300 — Twitter на русском, сокращены до 128x128
- Предложения проходят через **отдельную LSTM**, а затем **скрытые состояния конкатенируются** с финансовыми признаками
- Вместе с моделью **эмбединги НЕ обучаются**, только веса для них

Source Name	Media Type	Link
War_Wealth_Wisdom	Asset Manager	@warwisdom
The Movchans	Asset Manager	@themovchans
VTs	Asset Manager	@v_tsuprov
Sky Bond	Asset Manager	@skybond
RSHB Invest	Asset Manager	@RSHB_Invest
Bitkogan	Blog / Asset Manager	@bitkogan
Headlines QUANTS	News (Global)	@headlines_quants
RSM Signals	News (Russia)	@cbrstocks
MMI	News (Russia)	@russianmacro
Cbonds	News (Russia)	@cbonds
Alfa Wealth	Private Banking	@alfawealth

APPENDIX VII

Примеры текстов (источник: парсер автора)

Источник	Текст
ММІ	<p>Фееричные у нас, конечно, новости в части экономической политики!</p> <p>То, что налоговая нагрузка на бизнес не будет повышаться, звучит как мантра со стороны правительства регулярно. Но чудес не бывает. Прав Кудрин – если Вы хотите жить при жёстком бюджетном правиле на \$40, то неизбежно будете повышать налоговую нагрузку. Либо смягчайте это правило, хотя бы до \$45, либо повышайте налоги. Выбирают второе. Ну и о каком экономическом росте мы говорим? Маразм ситуации ещё в том, что повышаемые налоги прямым образом бьют по инвестиционной активности. Налог на движимое имущество (автомобили, станки, оборудование) был отменён в 2012 году именно с целью подтолкнуть производителей к модернизации. Возвращение налога с 2018 года, по-видимому, можно рассматривать как завершение модернизации нашей экономики. Напомню, что Конгресс США принял вчера закон о налоговой реформе, снижающий налоговую нагрузку на экономику: https://t.me/russianmacro/399 Почитать подробнее про повышение налогов в РФ можно, например, здесь: https://www.bfm.ru/news/370197</p>
Alfa Wealth	<p>ОФЗ обвалились. Не нужно паниковать.</p> <p>На прошлой неделе цены на  рынке облигаций упали и сейчас продолжают снижаться. Новые доходности к погашению по ОФЗ достигают 10,5%. Коррекция началась на более жёсткой риторике ЦБ и усилилась на фоне «геополитической» напряжённости. Причём ситуация на рынке облигаций продолжает усугубляться. Когда это остановится? На этот вопрос ответа нет. Цены уже серьёзно упали, но распродажа продолжается. Понятно, что продавцы руководствуются собственными оценочными критериями и пытаются спасти деньги по своим соображениям. Весь вопрос в том, нужно ли вам брать с них пример? Если мы вспомним март, то тогда падение было ещё более существенным, но рынок облигаций достаточно быстро восстановился. Вообще, чем с точки зрения инвестора является падение на рынке рублёвых облигаций? Вызовом или возможностью? Напомню, серьёзные падения на рынке рублёвых облигаций были в 2008, в 2014 и в марте 2022. Если посмотреть, как себя вели облигационные фонды, то по историческим данным можно заключить, что падение на 10% выкупается в срок от 2 до 4 месяцев (ниже для примера наш фонд с тикером АКМВ). Для кого-то это может быть слишком долго, но для большинства, по моему мнению, это совсем незначительный срок. Что могу порекомендовать? Если вам срочно не нужны деньги, не фиксируйтесь на коррекции. Да, невозможно спрогнозировать, когда она завершится, но исторически рублёвые облигации за 2-4 месяца выходят в плюс. Поэтому нет смысла выходить из облигаций, если ваши жизненные обстоятельства не просят вас самих на выход. Повторюсь — да, цены могут ещё снизиться, и невозможно определить, где будет дно, но всплытие от этого дна не займёт много времени. По крайней мере история предыдущих обвалов свидетельствует именно об этом.</p>

APPENDIX VIII

Параметры Nelson-Siegel-Svensson для RUB (источник: Московская Биржа)

	B1	B2	B3	T1
timestamp				
2014-01-06 12:21:16	877.951361	-311.324633	51.105265	4.836731
2014-01-08 12:41:22	879.619947	-312.611788	51.560662	4.824178
2014-01-09 18:38:19	876.971884	-320.831620	56.936812	4.448947
2014-01-10 18:38:17	875.118031	-329.716005	61.089853	4.148542
2014-01-13 18:37:26	878.212981	-325.573772	60.784188	4.195013

APPENDIX IX

Список экспериментов (источник: методология автора)

Experiment	Bid Price	Ask Price	RUB Rate	USD Rate	Till Maturity	Texts
	FORWARD					
#1	✓	✓	✓	✓	✓	✗
	EUROPEAN CALL					
#2	✓	✓	✓	✓	✓	✗
#3	✓	✓	✓	✓	✓	✗
#4	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	ABLATION STUDY					
#5	✓	✓	✓	✓	✓	✗
#6	✓	✓	✓	✓	✓	✗
#7	✓	✓	✓	✓	✓	✗
#8	✓	✓	✓	✓	✓	✗
#9	✓	✓	✓	✓	✓	✗
#10	✓	✓	✓	✓	✗	✗

APPENDIX X

Логика построения сэмплов (источник: расчёты автора)

