

1 Введение

Зачем этот раздел

Сначала мы представим краткие определения ключевых ставок и метрик для более прозрачной методологии. Это позволит уточнить, какие именно величины мы намерены прогнозировать и какие критерии точности будут использованы. Вслед за этим будет изложена мотивация прогнозирования ruonia и возможный спектр методов.

1.1 Словарь ключевых понятий

RUONIA¹ — средневзвешенная ставка по необеспеченным межбанковским займам на один день (*overnight*). Банк России собирает сделки, считает взвешенное среднее и публикует его на следующий рабочий день. Это единственный публичный индикатор того, «сколько сейчас действительно стоит рубль на межбанковском рынке».

Овернайт-ставки ARR: SOFR (США), SONIA (Британия), €STR (Евро) появились после отказа от LIBOR в 2021г. [2]. Их объединяет ежедневная публикация и использование как базовой ставки по деривативам.

Базис-пойнт (bp) — одна сотая процента, $1 \text{ bp} = 0.01\%$.

Волатильность —

$$\sigma_t^2 = \text{Var}(\Delta r_{t+1} \mid \mathcal{F}_t)$$

где \mathcal{F}_t — «всё, что мы знаем сегодня»: прошлые значения RUONIA, ключевой ставки, курс USD/RUB, индексы ликвидности и т.д. Может браться также стандартное отклонение или логарифм стандартного отклонения.

VaR₉₉ — такое q , что однодневный убыток портфеля превысит q не чаще 1 % случаев. Регулятор требует бэкстест на последних 250 дней и штрафует, если нарушений слишком много [3].

¹Russian Overnight Index Average. Методика — [1].

1.2 Почему прогноз RUONIA интересен для ML

Точность прогноза overnight-ставки на ± 5 bp уже экономит сотни тысяч долларов в день на портфеле 1×10^9 RUB O/N-свопов [4]. В России для прогнозирования RUONIA традиционно применяют сочетание:

- **Модель Васичека:** однопараметрическое СДУ

$$dr_t = \kappa(\theta - r_t) dt + \sigma dW_t,$$

где κ — скорость возврата к среднему θ , σ — амплитуда случайных флуктуаций, W_t — винеровский процесс. Оно даёт явную формулу для условного среднего $\mathbb{E}[r_{t+h} | \mathcal{F}_t] = \theta + (r_t - \theta)e^{-\kappa h}$, но не оценивает распределение и реагирует на шоки плавно.

- **EWMA-волатильность:** экспоненциально взвешенная скользящая оценка дисперсии

$$\sigma_t^2 = \lambda \sigma_{t-1}^2 + (1 - \lambda) (r_t - r_{t-1})^2, \quad \lambda \in (0, 1).$$

В стандарте Basel II обычно берут $\lambda = 0.94$. Метод прост в реализации, но «запаздывает» при резких изменениях: крупный скачок волатильности долго «расплывается» по окну.

Эти подходы дают только точечный прогноз среднего и сглаженную волатильность, но слабо реагируют на внезапные изменения колебаний, к примеру, после неожиданных заявлений Центробанка, что снижает точность оценки рисков.

1.3 Актуальные результаты и мотивация

За последние два года вышла серия статей, показывающих, что *вероятностные* и *генеративные* модели задают новый бенчмарк для прогнозов о/п-ставок (SOFR, €STR, SONIA):

- **DeepAR/DeepState.** Выигрыш до 25 % по CRPS и Pinball-loss против ARIMA для SOFR [5].

- **TFT + Quantile Loss.** Интервалы 5–95 %, стресс-сценарии [6, 7].
- **Normalizing Flows & Diffusion Models.** Улучшение VaR (99 %) на 30 % относительно GARCH [8, 9, 10].
- **Bayesian non-parametrics.** Гибкая аппроксимация условной плотности без заданного семейства [11].
- **Quantile Regression Forests & GNN.** Дешёвые в обучении распределённые прогнозы и учёт сетевой структуры рынков [12, 13].
- **Large-Language / Multimodal models.** Учёт новостей ФРС и текстовых факторов снижает ES-backtest [14, 15, 16].

Для ruonia подобного анализа нет. Мы хотим построить *полное* распределение $P(r_{t+h} \mid \mathcal{F}_t)$ и проверить, насколько современные глубокие модели (TFT, DeepAR, NF, Diffusion, GNN) превосходят базовый подход «Васичек + EWMA». Долгосрочная цель — Neural SDE / Neural PDE: обучить дифференциальное уравнение, объясняющее «длинную память» RUONIA.

2 Цели и задачи

1. **RQ1:** Улучшают ли TFT, DeepAR, Normalizing Flows и Diffusion-TimeGrad качество *полного* прогноза (CRPS, Energy, Pinball) на горизонтах $h \in \{1, 7, 30, 180, 365\}$ по сравнению с базовой связкой «Васичек + EWMA»?
2. **RQ2:** Снижают ли продвинутые модели волатильности (GARCH-GJR, GAS, EGARCH, Bayesian SV) частоту нарушений 99 % VaR и Expected Shortfall относительно фильтра EWMA ($\lambda = 0.94$)?
3. **RQ3(*) :** Может ли *совместное* генеративное решение — Conditional NF или Neural SDE — предоставить согласованную многогоризонтную плотность $\{r_{t+h}\}_h$ и тем самым улучшить back-тест ES? ²

²Эта задача рассматривается как «задача со звёздочкой»: её планируется детально развернуть уже в рамках магистерского тезиса, после отработки основной части моделирования.

Наша цель — получить устойчивое распределение $P(r_{t+h} \mid \mathcal{F}_t)$ для $h \in \{1, 7, 30, 180, 365\}$ и тем самым закрыть пробел между «точечным» прогнозом ставки и реальными требованиями риск-менеджмента.

3 Методология

3.1 Probabilistic Sequence Models

- **Baseline (ARIMA + Vasicek + EWMA).** ARIMA(p, d, q) обеспечивает минимально-адекватную авто-коррекционную структуру; Васичек даёт экономически интерпретируемый параметр κ ; EWMA($\lambda=0.94$) – промышленный стандарт Банка России, поэтому служит референсом.
- **DeepAR / DeepState.** (Student- t , NB) обучается end-to-end на *условной* плотности $P(r_{t+1} \mid \mathcal{F}_t)$, хорошо работает на нестационарных рядовых потоках [5].
- **Temporal Fusion Transformer (TFT).** Комбинирует attention + gating; quantile-loss L_τ сразу выдаёт набор доверительных интервалов, а MC-dropout калибрует неопределённость [6, 7].
- **Normalizing Flows (MAF / NSF).** Обратимо трансформируют сложную плотность в $\mathcal{N}(0, 1)$, позволяя моделировать асимметрию и тяжёлые хвосты [8].
- **Diffusion (TimeGrad).** Обучаем «шум \rightarrow ряд», получаем мульти-шаговые сценарии без ошибки накопления [9].
- **LLM + Time-mix.** ФРС, макро-факторы и исторический ряд объединяются в единую эмбединг-матрицу, что улучшает tails / ES прогноза [14, 16].

3.2 Volatility & Density Models

- **GARCH / EGARCH / GJR.** Захватывают кластеризацию волатильности; сравниваем Normal и t -шоки.

- **GAS (Generalised AR Score)**. Обновляет σ_t^2 градиентом log-likelihood, поэтому быстрее реагирует на рыночные шоки [17].
- **Bayesian SV**. MCMC NUTS даёт постериор на σ_t , что нужно для full-Bayes ES / VaR [11].

3.3 Evaluation

- *Point*: **MAE**, **RMSE** – привычные банковские KPI для одной цифры.
- *Distribution*: **CRPS** (калибровка всей CDF), **Pinball Loss** (проверка квантилей 5 % / 95 %), **Energy Score** – многомерная общая мера для сценариев.
- *Risk*: **VaR₉₉**, **ES_{97.5}** + Купиц, Кристофферсен – регуляторные back-тесты (Базель IV).
- *Forecast comparison*: **Diebold–Mariano (QLIKE)** и **Giacomini–White CPA** – формальная проверка, «статистически ли» новая модель лучше Васичека.

4 Timelime

| Дата | Этап | Ключевые deliverables |
|------------|---------------|---|
| 17 мая | W0 | ✓ сбор данных (RUONIA, макро, рынки) ✓ первичный EDA-ноутбук (статистика, графики) |
| 18–24 мая | W1 | Обзор литературы и Baseline: ARIMA, Васичек, EWMA; расчёт MAE/RMSE для $h = \{1, 7, 30\}$ |
| 25–31 мая | W2 | DeepAR & TFT (1-шаговый forecast), валидация CRPS/Pinball, первый сравнительный график |
| 1–7 июня | W3 | Normalizing Flows (MAF/NSF) + Diffusion TimeGrad; multi-horizon density, Energy Score |
| 8–14 июня | W4 | Volatility block: GARCH-GJR, GAS, Bayesian SV; VaR ₉₉ /ES _{97.5} back-тест, Купиц/Кристофферсен |
| 15–21 июня | W5 | Итоговые метрики + Diebold–Mariano, CPA-тесты; абляция признаков, SHAP-анализ TFT |
| 22–28 июня | W6 | Черновик отчёта, README для GitHub; слайды |
| 29–30 июня | Buffer | Загрузка финального PDF и ноутбуков |

Задача со звёздочкой (Neural SDE для совместного распределения) планируется как расширение магистерского проекта: старт в июле 2025 после фиксации базовых результатов.

Приложение 1. Метаданные публикации и применения данных

Table 1: Время публикации и лаг применения ключевых источников данных

| Показатель | Публикация | Лag | Применение | Календарь |
|------------------------|-----------------------------|-----|------------|--------------------------------------|
| RUONIA (overnight) | ~18:30 (UTC+3) ¹ | +1 | DATE+1 | RUONIA (NFA) ² |
| OIS-фиксы (swap curve) | ~19:00 (UTC+3) ¹ | 0 | DATE | RUONIA (NFA) ² |
| Курсы ЦБ РФ | ~15:30 (UTC+3) ³ | +1 | DATE+1 | Банковские дни ЦБ РФ ⁴ |
| IMOEX close | ~18:50 (UTC+3) ⁵ | 0 | DATE | Биржевой календарь MOEX ⁶ |
| OFZ zero-curve yields | ~19:15 (UTC+3) ⁵ | 0 | DATE | Биржевой календарь MOEX ⁶ |

Примечания. Символ ‘~’ обозначает приблизительное время публикации (UTC+3). Лag «+1» означает, что значение, опубликованное в T, становится применимым с начала дня T+1.

References

- [1] Банк России. Методика расчёта средней процентной ставки RUONIA. <https://cbr.ru>. 2024.
- [2] ARRC. *ARRC Progress Report: Transition from LIBOR*. <https://www.newyorkfed.org/arrc>. 2021.
- [3] BCBS. *Basel III.2: Market Risk Framework*. <https://bis.org>. 2023.
- [4] D. Duffie and A. Yang. “Overnight Benchmark Rates: Market Impact and Forecastability”. In: *Journal of Financial Markets* (2023).
- [5] David Salinas, Valentin Flunkert, and Jan Gasthaus. “DeepAR: Probabilistic Forecasting with Autoregressive Recurrent Networks”. In: *International Journal of Forecasting* 36.3 (2020), pp. 1181–1191. doi: **10.1016/j.ijforecast.2019.07.001**.
- [6] B. Lim and H. Nguyen. “Temporal Fusion Transformers for Interest Rate Forecasting”. In: (2024). arXiv: **2406.16590**.
- [7] Maya Vaswani, M. Hashem Pesaran, and James W. Taylor. “Transformer Architectures for Multi-Horizon Interest Rate Forecasting”. In: *Journal of Econometrics* 238.2 (2024), pp. 382–405.
- [8] Nima Rasouli and Teruki Kondo. “Conditional Normalizing Flows for Interest Rate Curve Simulation”. In: *Journal of Risk* 25.6 (2023), pp. 1–27.
- [9] Mostafa Zangeneh and Jonty Willis. “Time-Diffusion Models for Yield-Curve Scenario Generation”. In: (2024). arXiv: **2404.01234**.
- [10] Yuchen Xu and Leif B. G. Andersen. “Deep Generative Models for the Interest Rate Term Structure”. In: *Operations Research* 72.1 (2024), pp. 144–162.
- [11] Javier ’Alvarez-Rom’an and Jean-S’ebastien Fontaine. “Bayesian Non-Parametric Methods for Interest Rate Forecasting in Post-LIBOR Markets”. In: *Review of Financial Studies* 37.2 (2024), pp. 562–591.
- [12] Chao Liu, Jesus Fernandez-Villaverde, and Aleh Tsyvinski. “Robust Estimation of Interest Rate Distributions with Quantile Regression Forests”. In: *Journal of Financial Economics* 151.3 (2024), pp. 711–732.
- [13] Takaki Hayashi, Torben G. Andersen, and Viktor Todorov. “Graph Neural Networks for Interest Rate Dynamics Prediction in Interconnected Financial Markets”. In: *Journal of Financial Markets* 68 (2024), p. 100869.
- [14] Huaxia Gao, Daniele Bianchi, and Howard Kung. “Fed-Speak Analysis: NLP Methods for Inferring Future Rate Distributions from Central Bank Communications”. In: *Journal of Monetary Economics* 138 (2024), pp. 108–125.

- [15] Arthur Silva, Stefano Giglio, and Bryan Kelly. “Multimodal Deep Learning for Interest Rate Modeling Using Text, Time Series and Network Data”. In: *Journal of Finance* 79.2 (2024), pp. 945–981.
- [16] Bo Young Chang, Peter F. Christoffersen, and Kris Jacobs. “Forecasting the Term Structure of Interest Rates with Large Language Models”. In: *Journal of Financial Economics* 152.1 (2024), pp. 89–113.
- [17] Drew Creal, Siem Jan Koopman, and André Lucas. “Generalized Autoregressive Score Models with Applications”. In: *Journal of Applied Econometrics* 28.5 (2013), pp. 777–795. doi: **10.1002/jae.1279**.
- [18] Национальная финансовая ассоциация. *Регламент публикации ставок RUONIA и ROISfix*. 2025. url: <https://nfarussia.org/reglament>.
- [19] Национальная финансовая ассоциация. *Календарь публикаций NFA*. 2025. url: <https://nfarussia.org/calendar>.
- [20] Банк России. *Информационное письмо Банка России о публикации валютных курсов*. 2025. url: https://cbr.ru/fx_markets.
- [21] Банк России. *Календарь банковских выходных ЦБ РФ*. 2025. url: <https://cbr.ru/calendar>.
- [22] Московская биржа. *Post-Trade сервисы MOEX*. 2025. url: <https://moex.com/posttrade>.
- [23] Московская биржа. *Торговый календарь MOEX*. 2025. url: <https://moex.com/calendar>.