

Прогнозирование объемов кредитования с помощью моделей машинного обучения и нейронных сетей

Потапова Екатерина э401
Научный руководитель: д.э.н. Картаев Филипп Сергеевич

Экономический факультет МГУ имени М.В. Ломоносова

19 марта 2026

Актуальность: необходимость краткосрочного прогнозирования основных макроэкономических показателей

- Так как денежно-кредитная политика влияет на инфляцию не мгновенно, принимая решения по ключевой ставке, центральный банк учитывает не только текущую экономическую ситуацию, но и прогноз и риски отклонения от него
- Банк России при принятии решений по ключевой ставке опирается на прогнозы квартальной прогнозной модели, а также на краткосрочные и среднесрочные прогнозы

Актуальность: объемы кредитований - прокси экономической активности

- **Банковские требования к экономике** - кредиты и займы, долговые ценные бумаги и прочие требования к населению, финансовым и нефинансовым организациям в рублях и иностранной валюте
- Прогнозы объемов **розничного кредитования**: будущий выбор домохозяйств между потреблением и сбережениями
- Прогнозы объемов **корпоративного кредитования**: больше займов - больше инвестиций

Актуальность: преимущества методов машинного и глубинного обучения для прогнозирования

- Блок денежно-кредитных показателей в данный момент оценивается Банком России с помощью BVAR
- Методы машинного (ML, Machine Learning) и глубинного обучения (DL, Deep Learning) позволяют работать с большим набором переменных, не сталкиваясь с мультиколлинеарностью
- Нейронные сети за счет многократных нелинейных преобразований позволяют моделировать сложные зависимости

Потенциал улучшения качества прогнозов?

Инфляция

- Baybuza, 2018 - Lasso, Ridge, Elastic Net, Random Forest, Boosting
- Pavlov, 2020 - многослойный перцептрон, SVM
- Medeiros et. al., 2021 - Random forest
- Dzhunkeev, 2024 - CNN, RNN, LSTM
- Volgina, 2025 - LSTM

ВВП

- Гареев, Полбин, 2022 - Ridge, Lasso, XGboost, SVM

ВДС отраслей промышленности

- Kryzhanovskiy et al., 2025 - LSTM

Объем кредитований - ?

Цель и задачи исследования

Цель:

- Выявить подход с наибольшей точностью прогнозирования требований к экономике

Задачи:

- Обзор литературы: релевантные методы прогнозирования
- Обзор литературы: какие переменные оказывают влияние на объемы кредитования
- Оценить модели прогнозирования требований к экономике в разбивке на сегменты кредитования России: розничное и корпоративное кредитование
- Сравнить ML и DL модели с одномерными бенчмарками

Розничное кредитование

- рублевые требования к населению с корректировкой на сделки секьюритизации розничных кредитов
- рублевые ипотечные жилищные кредиты (ИЖК) с учетом приобретенных прав требования (ППТ) и секьюритизацией
- рублевые неипотечные кредиты с учетом ППТ и секьюритизацией

Корпоративное кредитование

- рублевые требования к организациям
- валютные требования к организациям

Период: январь 2010 - август 2025

- рассматривается период после кризиса 2008 года

Предобработка

- сезонное сглаживание X-13ARIMA-SEATS
- стандартизация по параметрам тренировочной выборки
- приведение рядов к стационарным

Отбор признаков - 2 ступени [Baybuza, 2018]

- на основании теоретических взаимосвязей выбирается широкий набор переменных
- для собранного датасета проводится отбор признаков по критерию корреляции Спирмена [Kryzhanovskiy et al., 2025]

Тест - с января 2023 года

- оценка с помощью расширяющегося окна
- валидация на сплите 80 на 20

Используемые переменные 1/2

Блок	Переменные	Литература
Банковский сектор	Средневзвешенные ставки по краткосрочным и долгосрочным кредитам физическим лицам, средневзвешенная ставка по рублёвым ИЖК, индекс УБК населения и индекс неценовых УБК населения, ставка MIACR, доходности ОФЗ различной срочности, дамми-переменные, отражающие изменения, связанные с условиями выдачи ипотек	Дерюгина, 2015; Мамонов, 2017
Макро	ИПЦ, ВВП, курс рубля к доллару, ВНОК, экспорт, импорт, объём платных услуг населению, оборот общественного питания	Albulescu, Claudiu Tiberiu, 2009; Guo, Stepanyan, 2011; Elekdag, Han, 2012; Magud et al., 2012; Oluitan, 2013; Мамонов, 2017

Используемые переменные 2/2

Блок	Переменные	Литература
Рынок труда	Номинальная и реальная заработная плата, уровень безработицы, безработные, потребность работодателей в работниках	Albulescu, Claudiu Tiberiu, 2009; Ктороска, 2017; Мамонов, 2017
Реальный сектор	Оборот розничной торговли, в том числе отдельно для продовольственных и непродовольственных товаров, оборот оптовой торговли, строительство, ввод жилых домов, грузооборот транспорта, продукция сельского хозяйства, ИБВЭД, погрузка судов на ж/д, промышленное производство, добыча полезных ископаемых, обрабатывающие производства, Markit Russia Manufacturing PMI, цены на рынке недвижимости, потребление д/х, расходы на конечное потребление	Cloyne et al., 2017
Внешний сектор	Цена на нефть Urals	

+ Лаговые признаки: 1, 2, 3, 6 и 12 лаги разбивок, которые модель не видит в момент решения задачи прогнозирования другого таргета

Long Short-Term Memory model (LSTM): пакет [Hopp, 2021] в Python

- Сетка гиперпараметров

Параметр	Сетка значений
Число моделей	10
Количество фолдов	3
Размер батча	30, 100, 200
Количество тренировочных эпох	50, 100, 200
Первоначальный размер тестовой выборки	0.2
Шагов в памяти	12
Dropout	0.0
Decay	0.98
Количество слоев нейросети	1, 2, 4
Параметры оптимизации	learning rate: 1e-2
Количество нейронов на скрытых слоях	10, 20, 40
Лаги	-1, -2, -3, -4, -5, -6

Модели с регуляризацией: Lasso, Ridge, Elastic Net

- Подбор гиперпараметров с помощью Optuna
- Выбираются параметры регуляризации и количество включаемых лагов

Гиперпараметр	Диапазон	Особенности
α	$10^{-3} - 10^5$	Логарифмический поиск
flat	2 - 7	Целочисленные значения с шагом 1
l1	0 - 1	Вещественные значения с шагом 0.1

Преимущества Optuna:

- Байесовская оптимизация: на основании предыдущих результатов сужаем область поиска гиперпараметров

XGboost

- Подбор гиперпараметров с помощью Optuna
- Сетка гиперпараметров

Параметр	Сетка значений
Число деревьев	500, 1300, шаг 100
Learning rate	1e-3, 1, шаг 0.05
Max глубина дерева	2, 6, шаг 1
L1	0, 1, шаг 0.1
L2	0, 1, шаг 0.1
Доля отбираемых признаков	0, 1, шаг 0.1
flat	2, 4, шаг 1

BVAR

- Оценка осуществлялась с использованием пакета IRIS Toolbox в среде Matlab
- Априорное распределение задавалось с помощью дамми-наблюдений
- Подбор гиперпараметров априорного распределения с помощью алгоритма байесовской оптимизации [Brochu et al., 2010; Klein et al., 2017]

AR(1), Random Walk

- Для сопоставимости оценивается на том же наборе переменных, на том же временном промежутке
- Критерий для сравнения - Root Mean Squared Error (RMSE)
- Тест Диболда-Мариано не применим для коротких временных рядов - смотрим на отношение RMSE ML подходов к бенчмаркам [Kryzhanovskiy et al., 2025]
- Использование модификации теста Диболда-Мариано [Harvey et al., 1997]?
Меньшая доля отклонений нулевой гипотезы на малых выборках и горизонтах свыше 2 месяцев

Результаты по RMSE для требований к населению

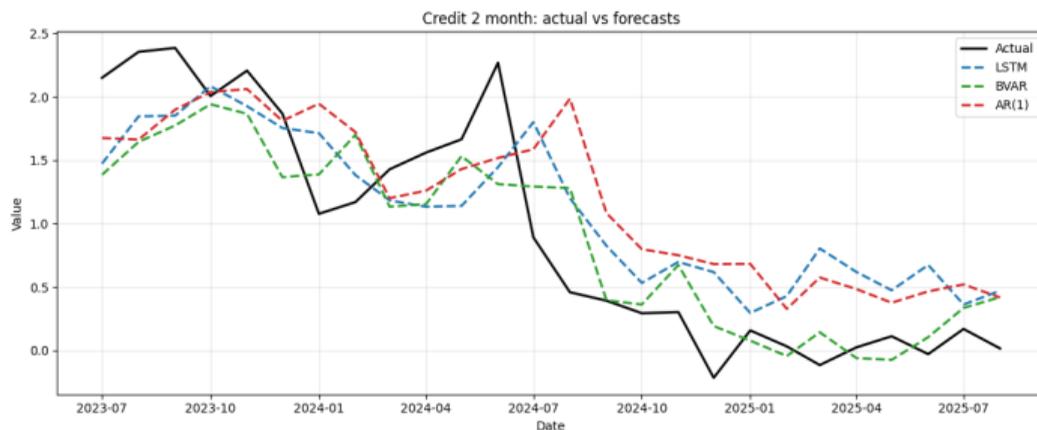
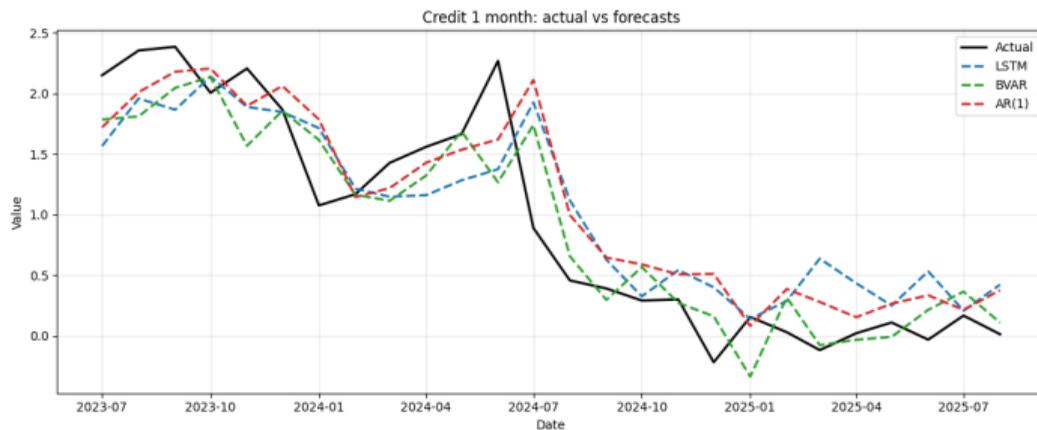
Сравнение с AR(1)

Горизонт	LSTM	BVAR	Ridge	Lasso	Elastic Net	XGboost
1	1,12	0,91	1,63	1,94	1,96	1,92
2	0,91	0,74	1,41	1,69	1,69	1,49
3	0,89	0,66	1,32	1,42	1,42	1,25
4	0,85	0,69	1,24	1,25	1,25	1,10
5	0,83	0,67	1,14	1,15	1,15	1,01
6	0,80	0,70	1,08	1,08	1,08	0,96

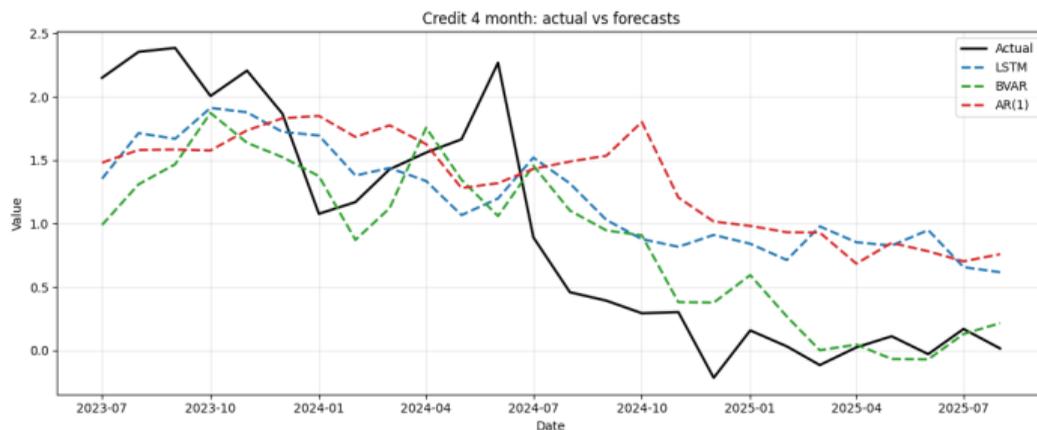
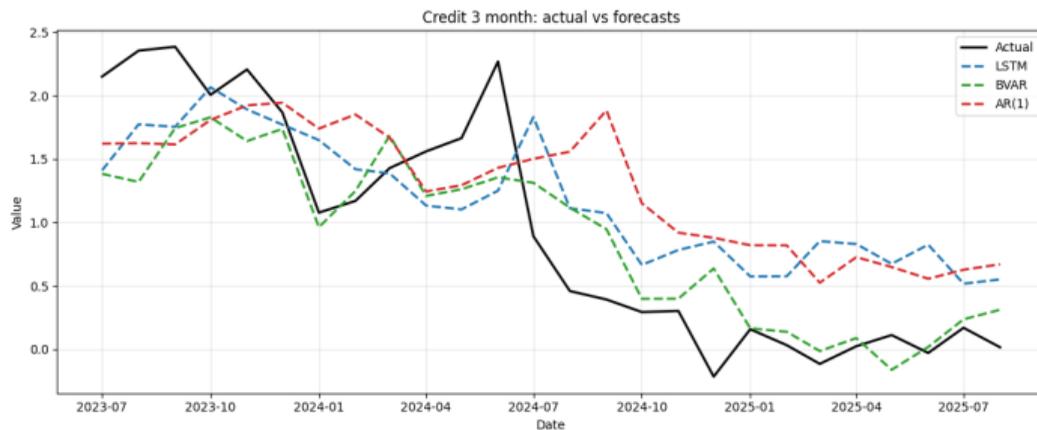
Сравнение с RW

Горизонт	LSTM	BVAR	Ridge	Lasso	Elastic Net	XGboost
1	1,17	0,96	1,71	2,03	2,06	2,01
2	0,97	0,79	1,51	1,80	1,80	1,59
3	0,97	0,72	1,44	1,55	1,55	1,37
4	0,92	0,74	1,34	1,35	1,35	1,19
5	0,88	0,71	1,21	1,22	1,22	1,07
6	0,84	0,73	1,13	1,13	1,13	1,00

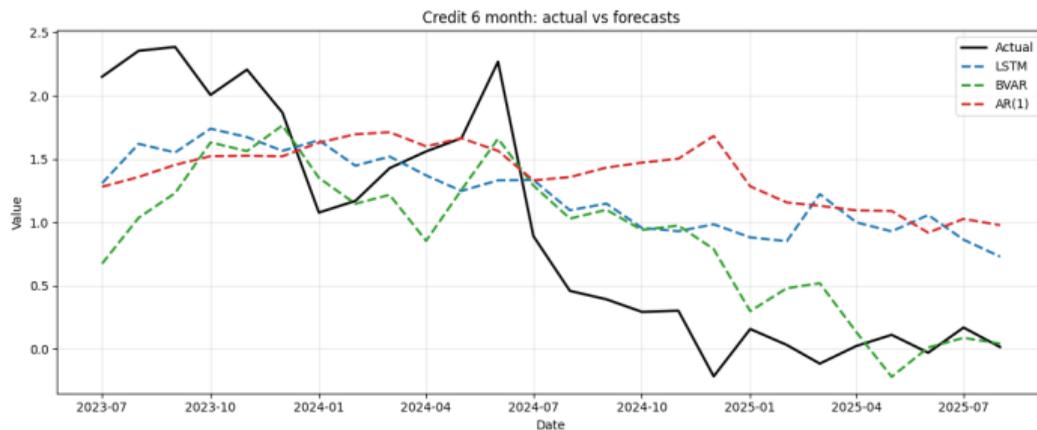
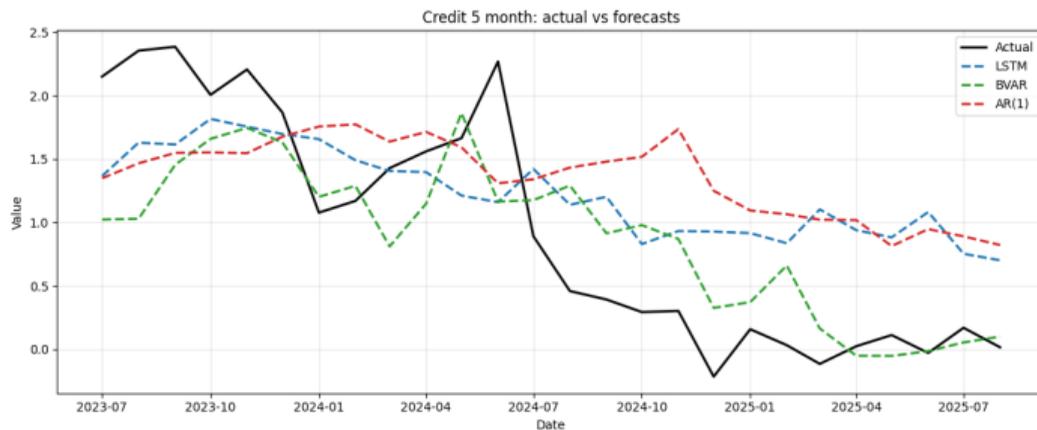
Требования к населению: LSTM, BVAR, AR(1). Горизонты 1 и 2 месяца



Требования к населению: LSTM, BVAR, AR(1). Горизонты 3 и 4 месяца



Требования к населению: LSTM, BVAR, AR(1). Горизонты 5 и 6 месяцев



Результаты по RMSE для ипотечного кредитования

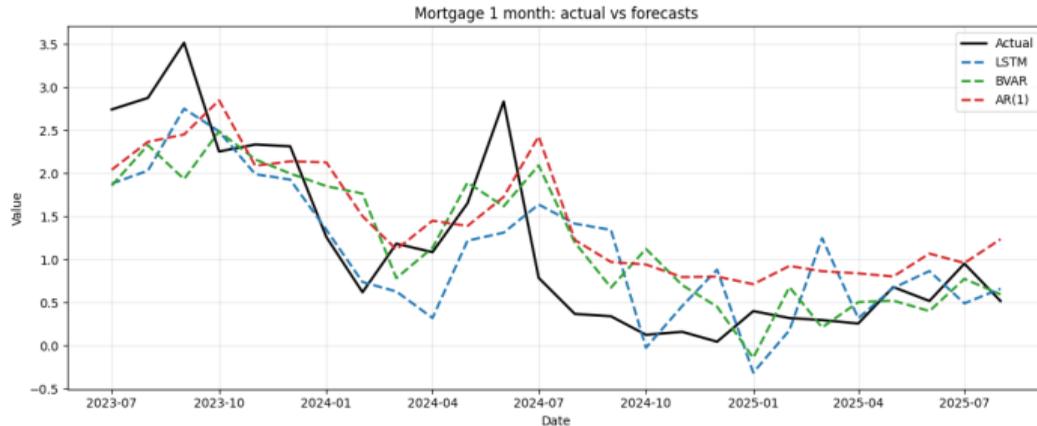
Сравнение с AR(1)

Горизонт	LSTM	BVAR	Ridge	Lasso	Elastic Net	XGboost
1	0,94	0,96	1,30	1,60	1,46	1,31
2	0,75	0,84	1,01	1,28	1,17	1,32
3	0,71	0,76	0,93	1,13	1,08	1,12
4	0,68	0,76	0,92	1,05	1,05	1,04
5	0,69	0,74	0,95	1,01	1,01	1,01
6	0,67	0,75	0,98	1,00	0,99	0,99

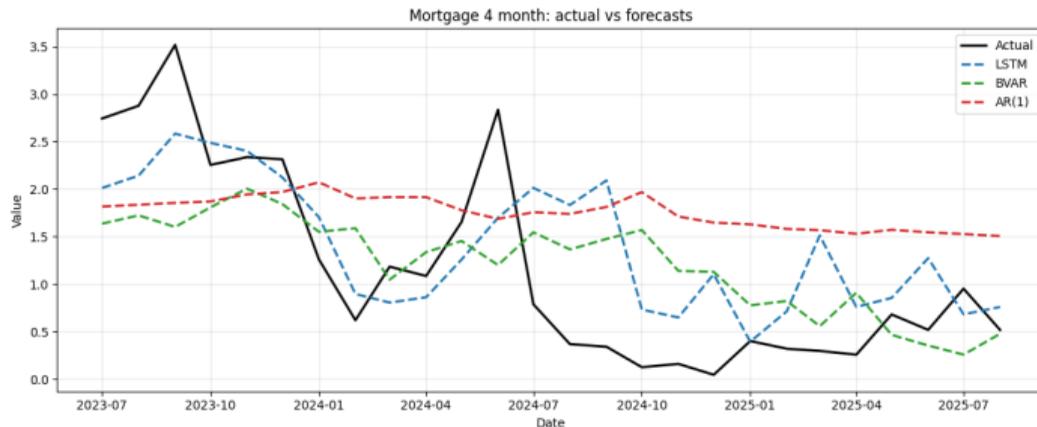
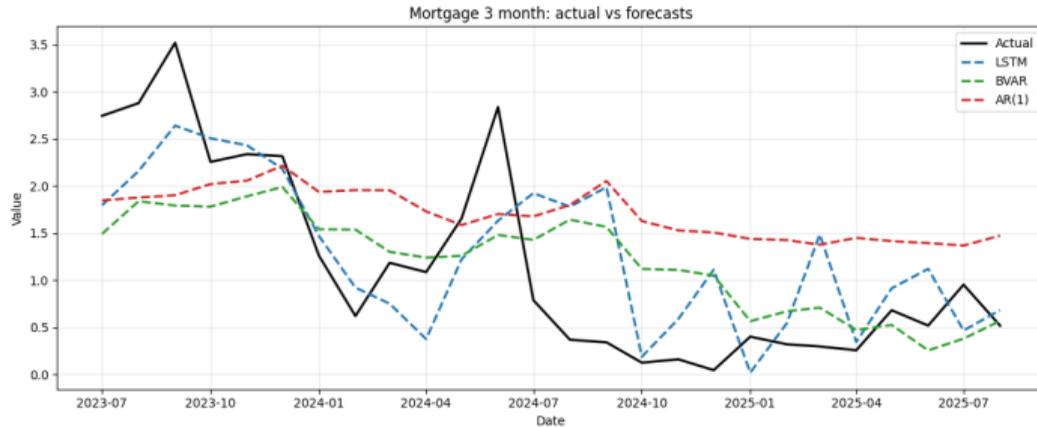
Сравнение с RW

Горизонт	LSTM	BVAR	Ridge	Lasso	Elastic Net	XGboost
1	1,01	1,03	1,39	1,71	1,57	1,41
2	0,82	0,92	1,11	1,40	1,28	1,44
3	0,78	0,83	1,02	1,24	1,19	1,23
4	0,70	0,79	0,95	1,08	1,08	1,07
5	0,70	0,75	0,97	1,03	1,02	1,02
6	0,68	0,77	0,99	1,01	1,01	1,00

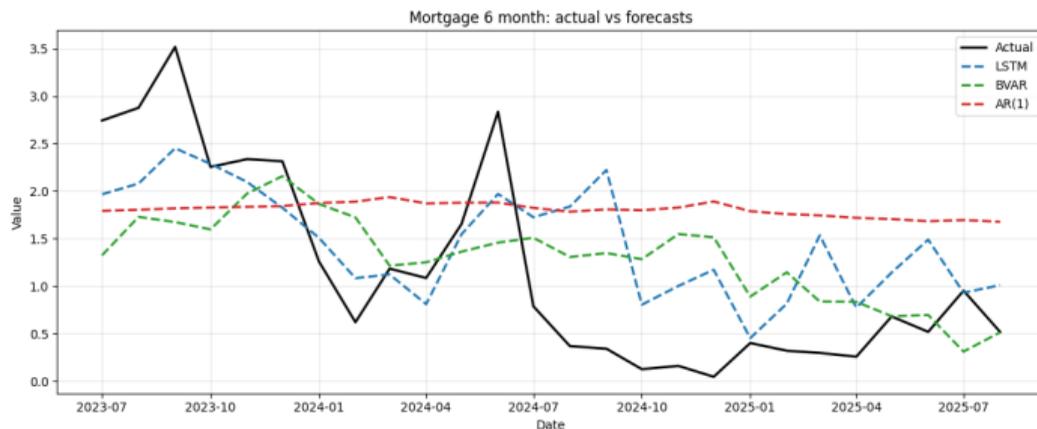
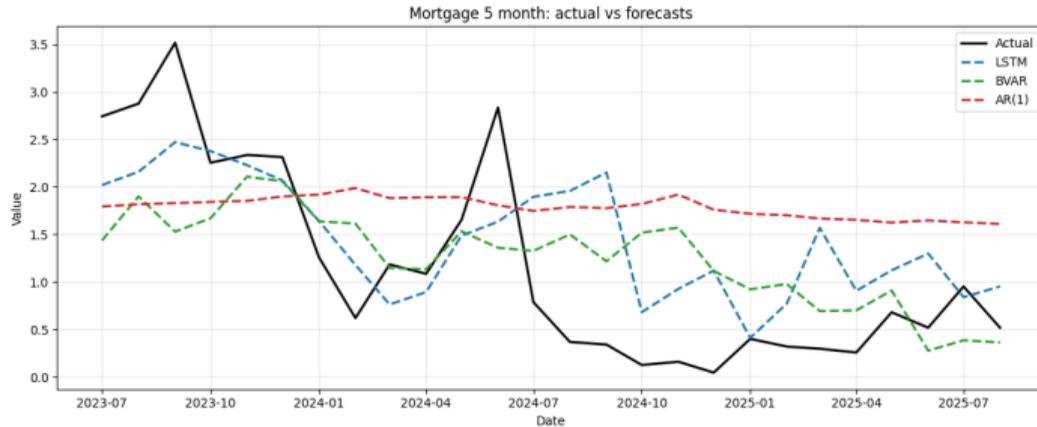
Ипотечное кредитование: LSTM, BVAR, AR(1). Горизонты 1 и 2 месяца



Ипотечное кредитование: LSTM, BVAR, AR(1). Горизонты 3 и 4 месяца



Ипотечное кредитование: LSTM, BVAR, AR(1). Горизонты 5 и 6 месяцев



Результаты по RMSE для потребительских кредитов

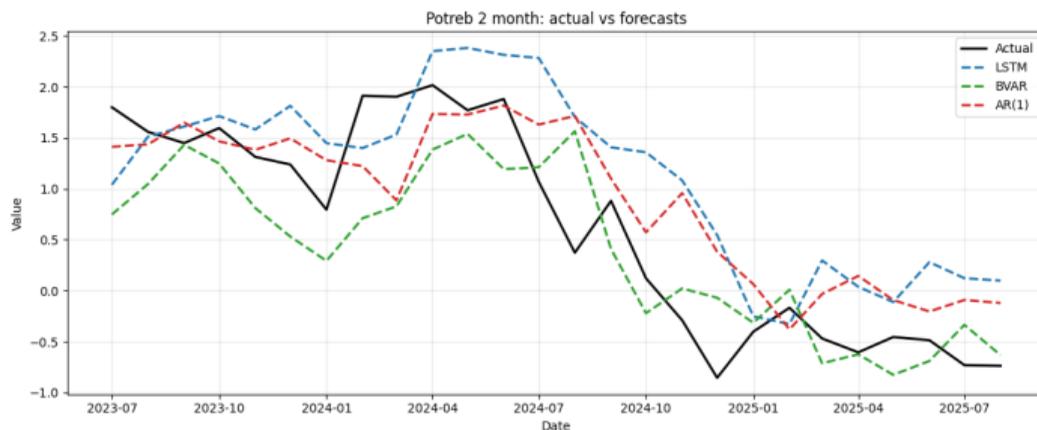
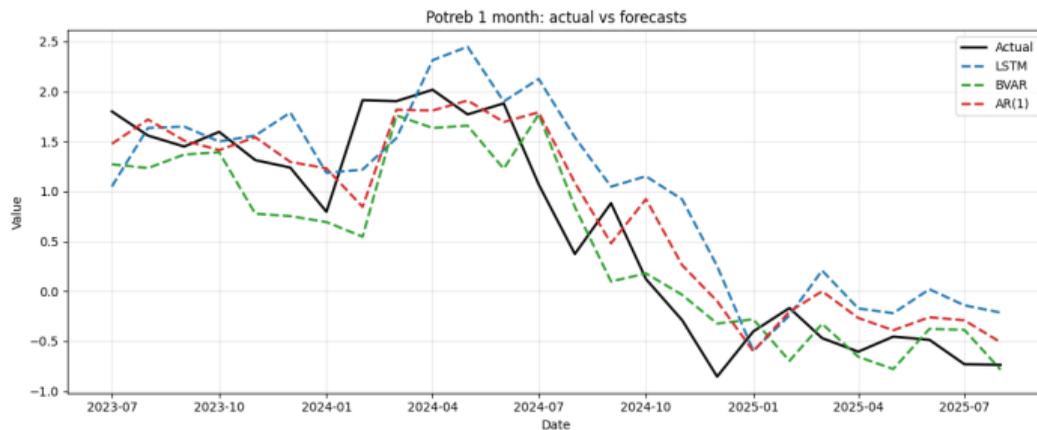
Сравнение с AR(1)

Горизонт	LSTM	BVAR	Ridge	Lasso	Elastic Net	XGboost
1	1,42	1,06	1,50	2,09	1,52	1,45
2	1,23	0,97	1,27	1,84	1,28	1,18
3	1,19	0,91	1,22	1,53	1,22	1,18
4	1,19	0,86	1,21	1,34	1,21	1,05
5	1,16	0,83	1,17	1,18	1,17	0,93
6	1,19	0,82	1,08	1,09	1,08	0,85

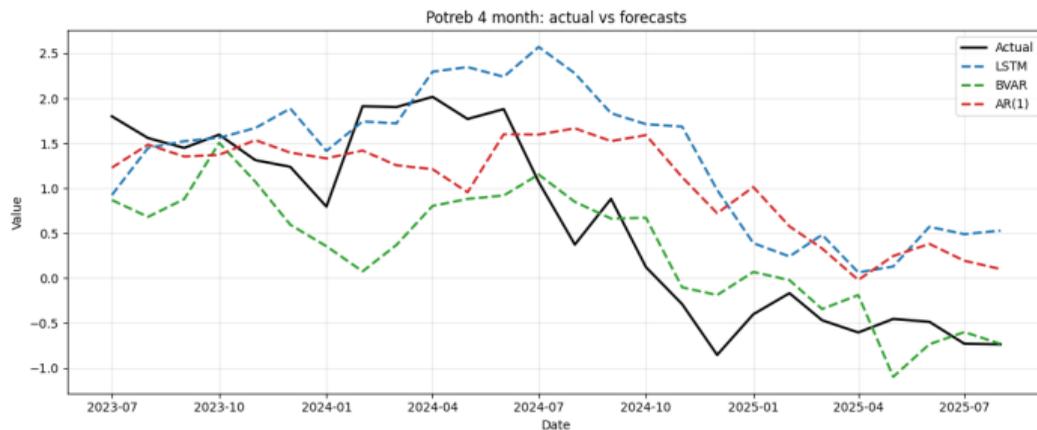
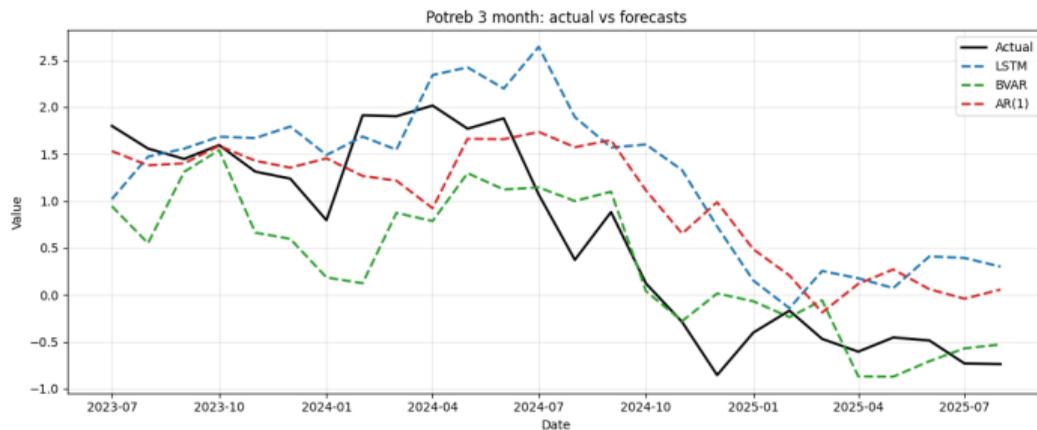
Сравнение с RW

Горизонт	LSTM	BVAR	Ridge	Lasso	Elastic Net	XGboost
1	1,47	1,10	2,82	2,16	1,57	1,50
2	1,32	1,03	2,11	1,97	1,37	1,27
3	1,29	0,98	1,77	1,65	1,32	1,27
4	1,28	0,93	1,54	1,44	1,30	1,13
5	1,20	0,85	1,31	1,22	1,21	0,96
6	1,18	0,81	1,16	1,08	1,07	0,85

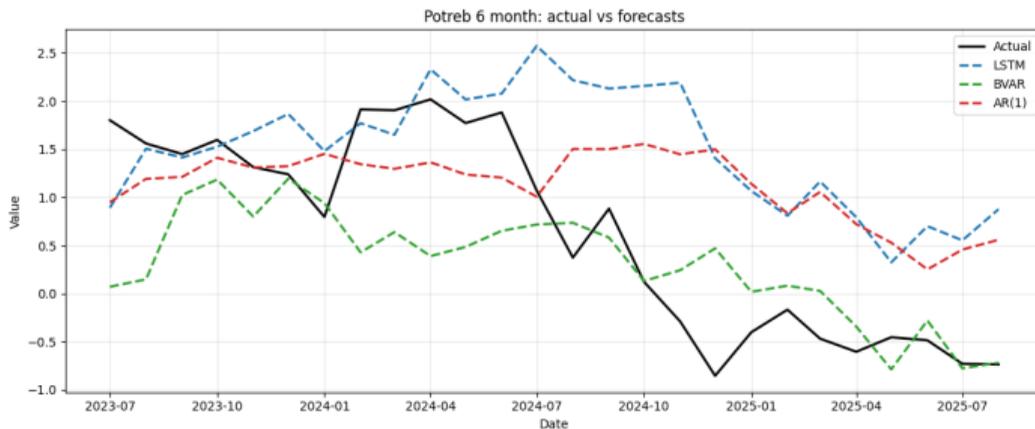
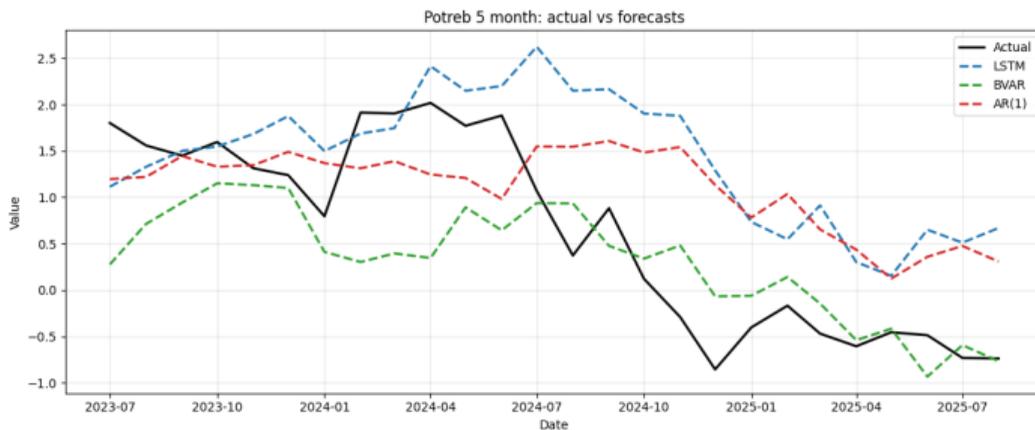
Потреб кредитование: LSTM, BVAR, AR(1). Горизонты 1 и 2 месяца



Потреб кредитование: LSTM, BVAR, AR(1). Горизонты 3 и 4 месяца



Потреб кредитование: LSTM, BVAR, AR(1). Горизонты 5 и 6 месяцев



Методология

1. Рассчитывается RMSE для спецификации модели, в которой используются весь набор контрольных переменных
2. Тот фактор, вклад которого мы хотим оценить, заменяется на его среднее по выборке значение и вычисляется ошибка новой модели
3. Вклад данной переменной в изменение ошибки рассчитывается, как отношение RMSE новой модели к RMSE полной
4. Оценки вклада факторов масштабируются к единице следующим образом: вклад наиболее сильно оказывающей влияние на ошибку переменной приравнивается к единице
5. Рассчитывается средний вклад внутри тестового окна

LSTM: top-10 признаков для требований к населению



LSTM: top-10 признаков для ипотечного кредитования



LSTM: top-10 признаков для потребительских кредитов



Текущий статус и дальнейший план исследования

Сделано

1. Готов обзор методов прогнозирования
2. Выявлены релевантные для построения прогноза контрольные переменные
3. Для блока розничного кредитования оценены:
 - Модели с регуляризацией: Lasso, Ridge, Elastic Net
 - XGboost
 - BVAR
 - Бенчмарки AR(1) и Random Walk
4. Проведено сравнение результатов прогнозов моделей на тестовой выборке с бенчмарками
5. Сделано разложение влияния факторов

В планах

- Сделать разложение влияния факторов с помощью вектора Шепли: window SHAP [Nayebi et al., 2023]
- Провести аналогичные расчеты для корпоративного кредитования
- Адаптировать полученные модели под наукастинг и сравнить с условным BVAR Банка России

- Albulescu, Claudiu Tiberiu, 2009. "Forecasting credit growth rate in Romania: from credit boom to credit crunch?,"MPRA Paper 16740, University Library of Munich, Germany, revised 10 Aug 2009.
- Baybuza, I. (2018). Inflation Forecasting Using Machine Learning Methods. Russian Journal of Money and Finance, 77(4), pp. 42–59. doi: 10.31477/rjmf.201804.42
- Brochu E., Cora V.M., de Freitas N. (2010). A Tutorial on Bayesian Optimization of Expensive Cost Functions, with Application to Active User Modeling and Hierarchical Reinforcement Learning. arXiv preprint arXiv:1012.2599v1.
- Cloyne J., Ferreira C., Surico P. (2016). "Monetary policy when households have debt: new evidence on the transmission mechanism,"Bank of England working papers 589, Bank of England.
- Dzhunkeev U. (2024). Forecasting Inflation in Russia Using Gradient Boosting and Neural Networks // Russian Journal of Money and Finance, Vol. 83(1)., pp. 53–76.
- Elekdag S. A., Han F. (2012). "What Drives Credit Growth in Emerging Asia?,"IMF Working Papers 2012/043, International Monetary Fund.
- Guo K., Stepanyan V. (2011). "Determinants of Bank Credit in Emerging Market Economies,"IMF Working Papers 2011/051, International Monetary Fund.
- Hopp, D. (2021). "nowcast_{stmj}.Available at : [https://github.com/dhopp1/nowcast_stmj/](https://github.com/dhopp1/nowcast_stmj)
- Klein A., Falkner S., Bartels S., Hennig P., Hutter F. (2017). Fast Bayesian Hyperparameter Optimization on Large Datasets. Electronic Journal of Statistics, Vol. 11, pp. 4945–4968.

- Клороска А. М. (2017). Does Consumer Confidence Forecast Household Saving and Borrowing Behavior? Evidence for Poland. *Soc Indic Res.* 133(2):693-717. doi: 10.1007/s11205-016-1376-4. Epub 2016 Jun 10. PMID: 28890595; PMCID: PMC5569149.
- Kryzhanovskiy, O., Mogilat, A., Shuvalova, Zh. and Gvozdev, D. (2025). Using LSTM Neural Networks for Nowcasting and Forecasting GVA of Industrial Sectors. *Russian Journal of Money and Finance*, 84(1), pp. 93–104.
- Magud N. E., Reinhart C. M., Rogoff K. S. (2018). "Capital Controls: Myth and Reality—A Portfolio Balance Approach," *Annals of Economics and Finance*, Society for AEF, vol. 19(1), pages 1-47, May.
- Medeiros, M. C., Vasconcelos, G. F. R., Veiga, Á., Zilberman, E. (2021). Forecasting Inflation in a Data-Rich Environment: The Benefits of Machine Learning Methods. *Journal of Business amp; Economic Statistics*, 39(1), 98–119. <https://doi.org/10.1080/07350015.2019.1637745>
- Nayebi A, Tipirneni S, Reddy CK, Foreman B, Subbian V. (2023). WindowSHAP: an efficient framework for explaining time-series classifiers based on Shapley values. *J Biomed Inform.* 144:104438.
- Nayebi A., "WindowSHAP." <https://github.com/vsubbian/WindowSHAP> (accessed Nov. 01, 2022).
- Oluitan R. O. (2013). Determinants of Credit Growth in Africa. *Greener Journal of Business and Management Studies*, 3(8), 343-350.
- Pavlov, E. (2020). Forecasting Inflation in Russia Using Neural Networks. *Russian Journal of Money and Finance*, 79(1), pp. 57–73. doi: 10.31477/rjmf.202001.57

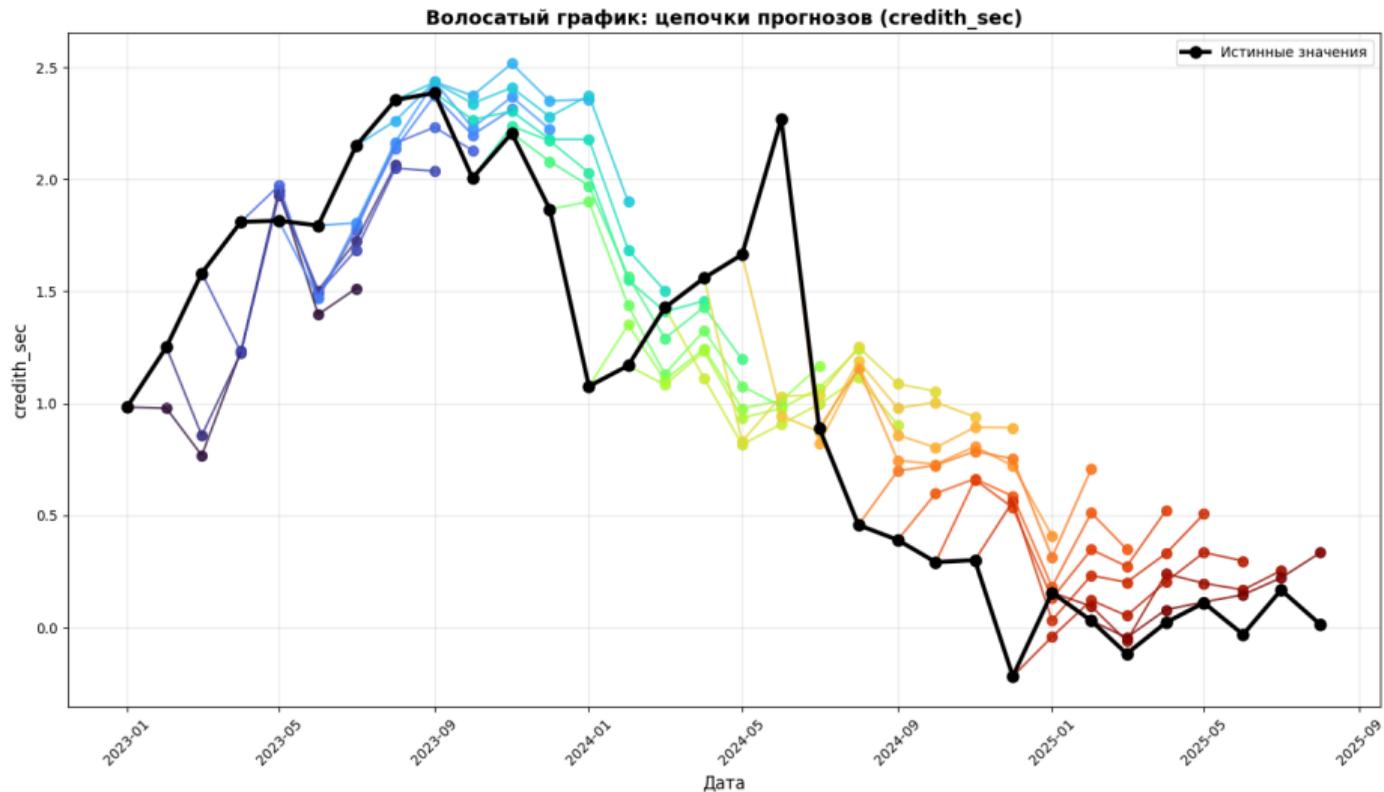
Volgina, E. (2025). Forecasting Inflation Using News Indices. *Russian Journal of Money and Finance*, 84(1), pp. 26–59.

Гареев, М. Ю., Полбин А. В. (2022). Наукастинг: оценка изменения ключевых макроэкономических показателей с использованием методов машинного обучения. *Вопросы экономики*, № 8, С. 133-157. DOI 10.32609/0042-8736-2022-8-133-157. EDN BBSCGE.

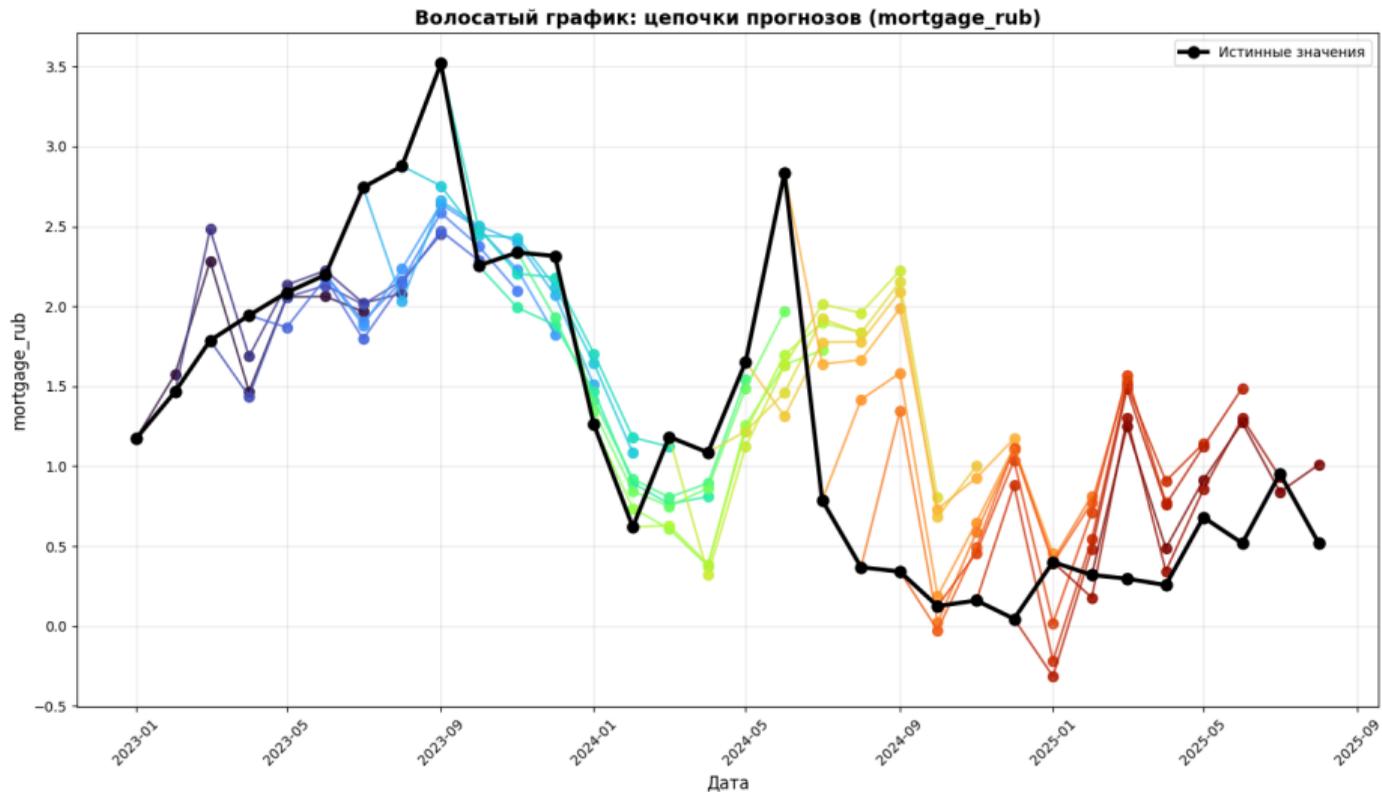
Дерюгина Е., Коваленко О., Пантина И., Пономаренко А. (2015) Идентификация факторов спроса и предложения кредитов в России. Серия докладов об экономических исследованиях, Банк России.

Мамонов М. (2017) Рынок кредитов населению: идентификация спроса и предложения в рамках VECM-анализа. *Экономический журнал ВШЭ*. Т.21. №. 2. С. 251-282.

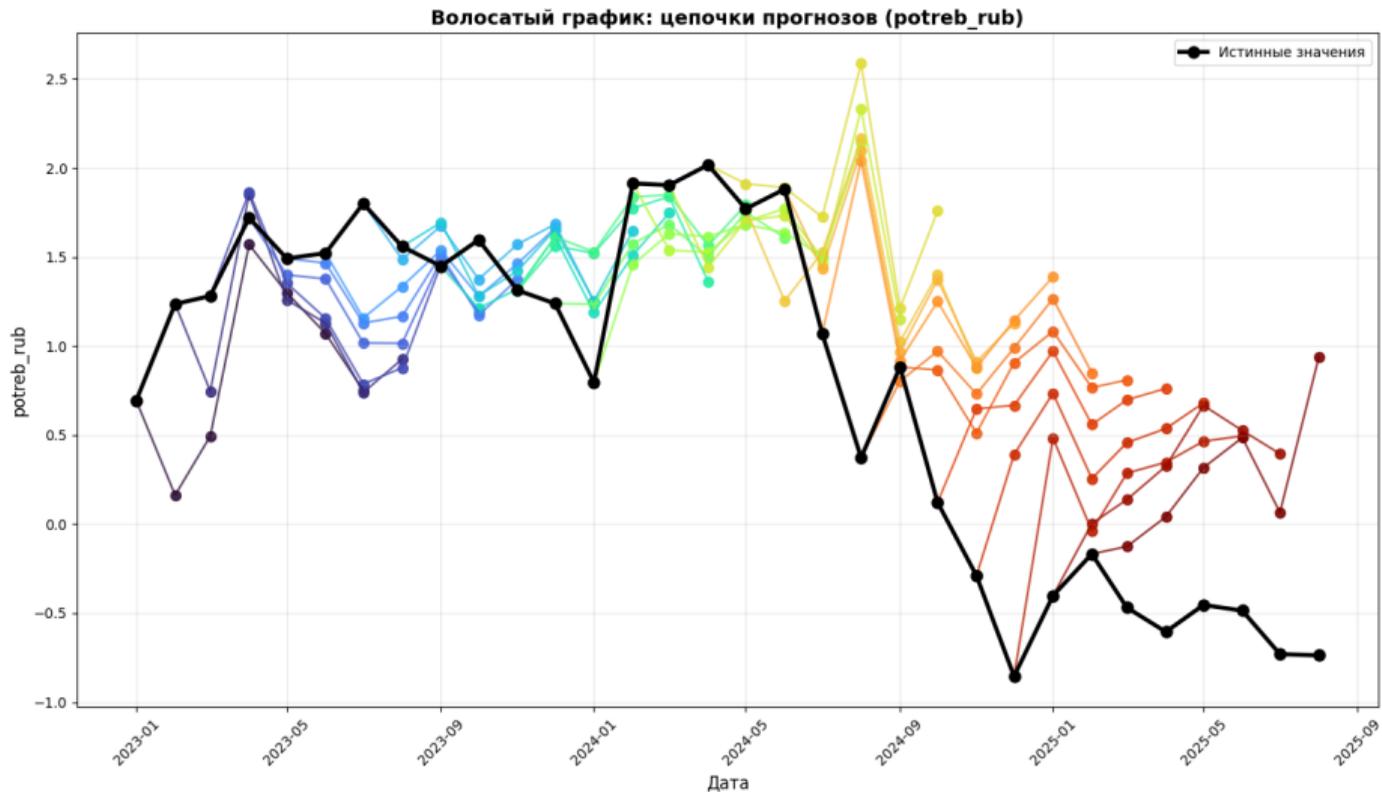
LSTM для требований к населению



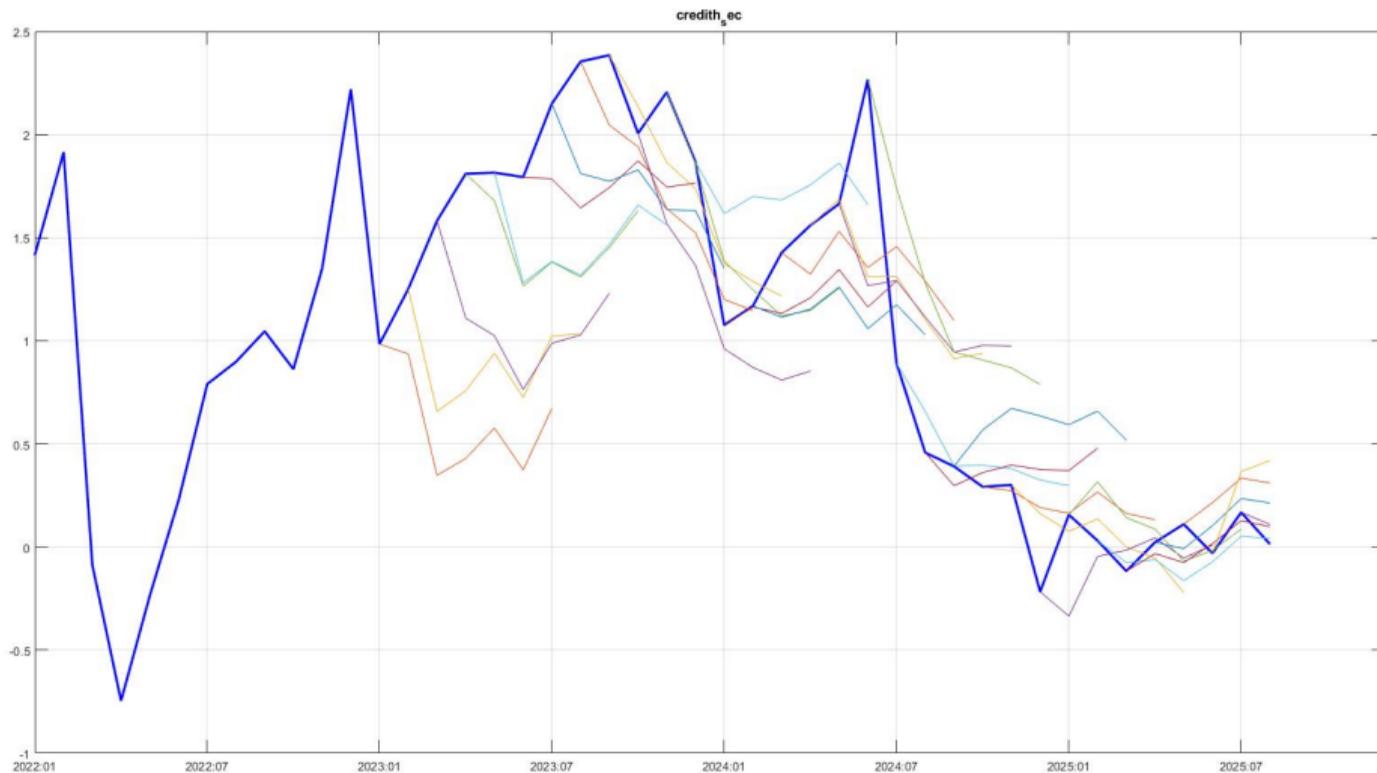
LSTM для ипотечного кредитования



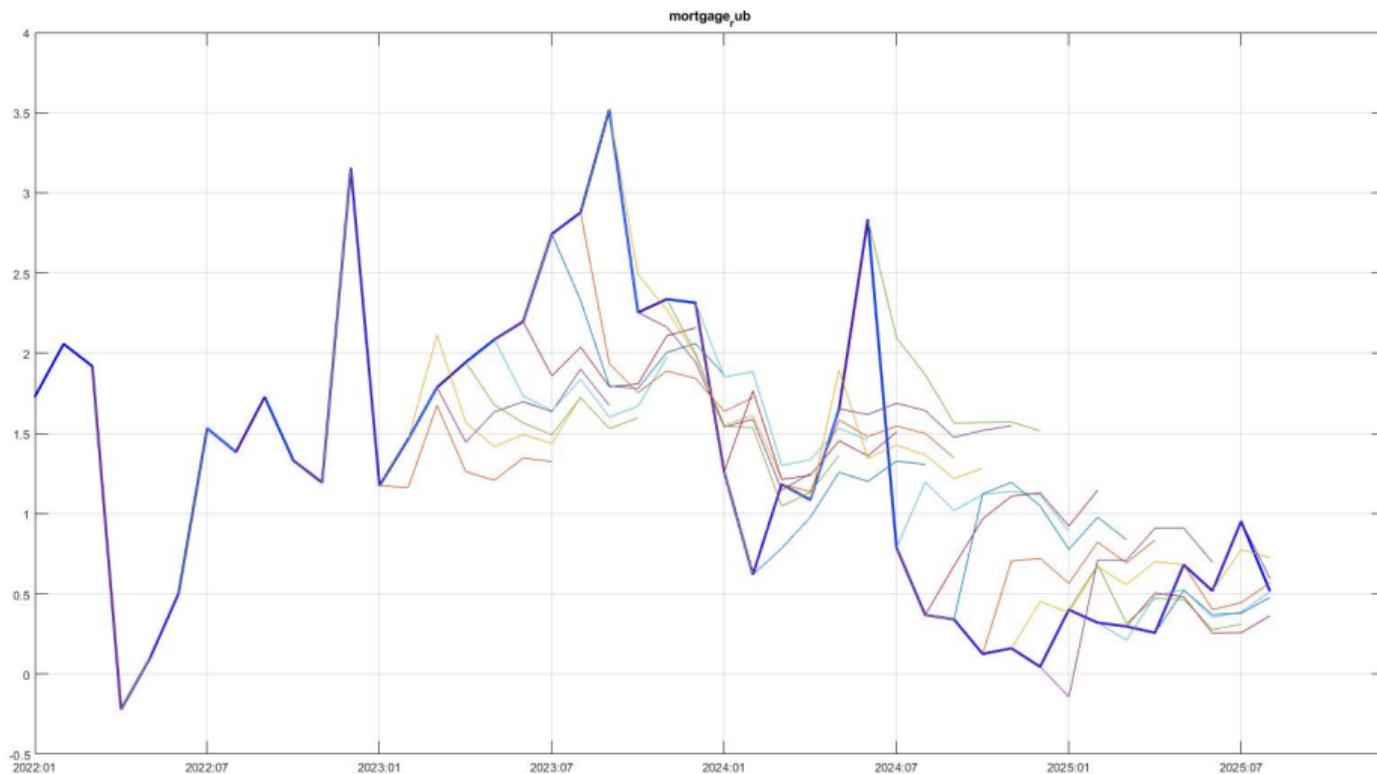
LSTM для потребительских кредитов



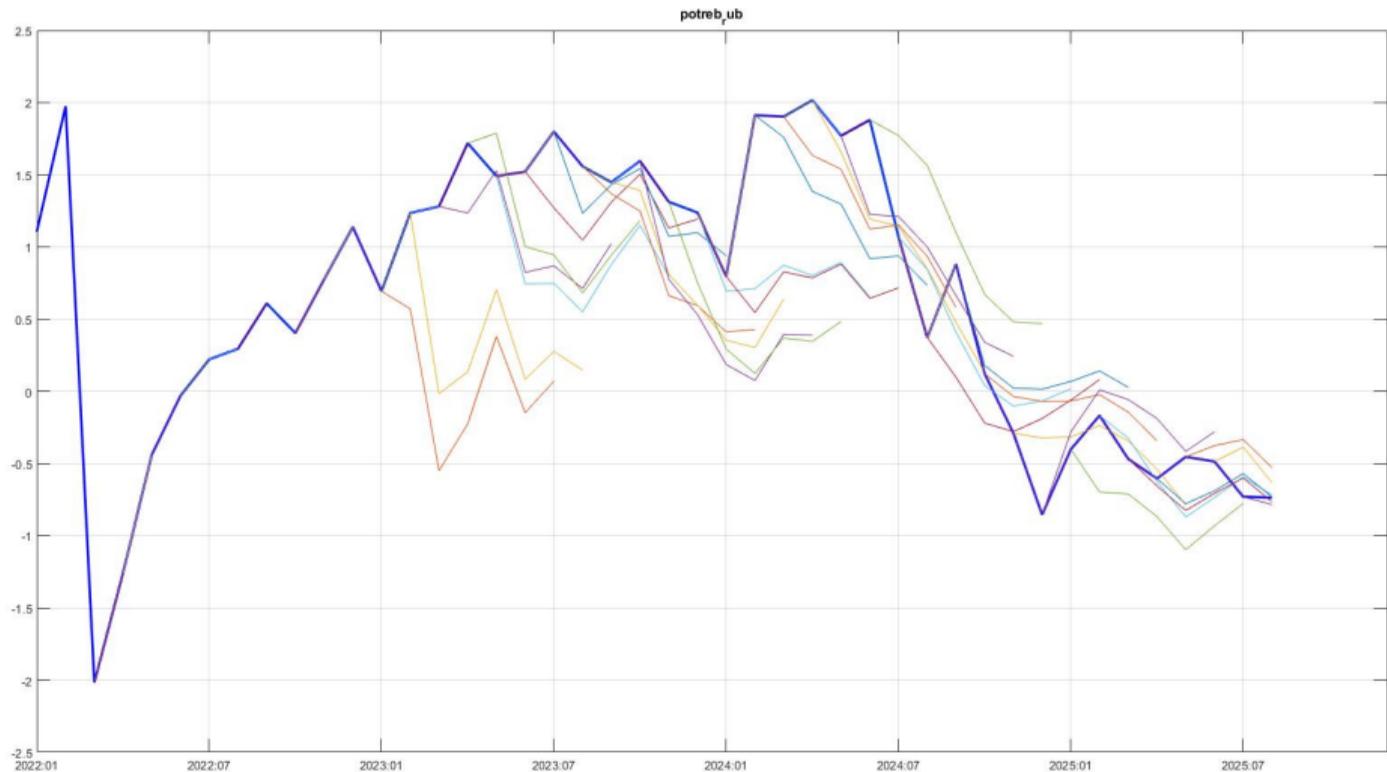
BVAR для требований к населению



BVAR для ипотечного кредитования



BVAR для потребительских кредитов



Отбор признаков по критерию корреляции Спирмена 1/2

Таргет	Признаки
Требования к населению	Оборот розничной торговли, в том числе отдельно по продовольственным и непродовольственным товарам, объем платных услуг населению, оборот общественного питания, номинальная заработная плата, реальная заработная плата, оборот оптовой торговли, строительство, ввод жилых домов, уровень безработицы, потребность работодателей в работниках, Markit Russian Manufacturing PMI, в том числе отдельно по услугам, ИПЦ, в том числе отдельно по непродовольственным товарам, услугам и базовый, ВВП, расходы на конечное потребление, в том числе госуправлением, ВНОК, экспорт, импорт, среднемесячная ставка по кредитам НФО, на все сроки до года и свыше года, MIACR, средневзвешенная ставка по рублёвым ИЖК, индекс Условий кредитования населения, в том числе неценовых, средний за месяц курс рубля к доллару, цена барреля нефти Urals, дамми переменные ипотек, лаги ипотечного кредитования (1, 2, 3, 6, 12), лаги потребительских кредитов (1, 2, 3, 6, 12)

Отбор признаков по критерию корреляции Спирмена 2/2

Таргет	Признаки
Ипотечное кредитование	Оборот розничной торговли, в том числе отдельно по продовольственным и непродовольственным товарам, оборот общественного питания, ИПЦ, в том числе отдельно по непродовольственным товарам и базовый, импорт, MIACR, индекс Условий кредитования населения, средний за месяц курс рубля к доллару, лаги потребительских кредитов (1, 2, 3, 6, 12)
Потребительские кредиты	Оборот розничной торговли, в том числе отдельно по продовольственным и непродовольственным товарам, объем платных услуг населению, оборот общественного питания, реальная заработная плата, оборот оптовой торговли, уровень безработицы, потребность работодателей в работниках, ВВП, расходы на конечное потребление, ВНОК, импорт, среднемесячная ставка по кредитам НФО, на все сроки до года, MIACR, цена барреля нефти Urals, лаги ипотечного кредитования (1, 2, 3, 6)