



Прогнозирование инфляции: Использование ML или старая добрая эконометрика?

Прогнозирование компонент инфляции методами машинного обучения

Латыпов Родион¹, Постолиит Егор²,
Елена Ахмедова², Микитчук Марина²³

26 марта 2024

¹ВТБ Капитал ²фонд-институт "Вега" ³МГУ МШЭ



Мотивация

- ▶ Есть много работ, посвященных различным методам прогнозирования ИПЦ на данных РФ
(Байбуза, 2018; Павлов, 2020; Семитуркин и Шевелев, 2023; ...)
- ▶ Большинство работ не используют данные по компонентам потребительской корзины



Мотивация

- ▶ Есть много работ, посвященных различным методам прогнозирования ИПЦ на данных РФ
(Байбуза, 2018; Павлов, 2020; Семитуркин и Шевелев, 2023; ...)
- ▶ Большинство работ не используют данные по компонентам потребительской корзины
- ▶ Мы показываем, что только за счет учета компонент качество прогноза ИПЦ может улучшиться до 1.5 раз в зависимости от горизонта прогнозирования



Модели и метрики RMSFE точности их прогнозов

Модель	1 мес.	3 мес.	6 мес.	9 мес.	12 мес.
FAAR	0,9277**	1,0942**	1,2909***	1,2494***	1,6803***
FAAR-3	0,9706*	1,0939**	1,1867***	1,2421***	1,5477***
FAAR-6	0,9622*	1,0564*	1,1847***	1,2948***	1,5478***
FAAR-18	0,8951**	1,0148	1,2404***	1,3748***	1,7553***
FAAR-45	0,8541***	1,0221	1,2517***	1,3975***	1,8954***
AR-in-gap	0,8457***	0,9213**	0,9845	1,0125	1,0056
AR-in-gap-3	0,8532***	0,9217**	0,9702	1,0148	1,0012
AR-in-gap-6	0,8378***	0,9115**	0,9754	0,9867	1,0033
AR-in-gap-18	0,7805***	0,8814***	0,9676*	0,9552	1,0122
AR-in-gap-45	0,7584***	0,8633***	0,9515*	0,9937	0,9987

Источник: Крамков, 2023



Вклад

- ▶ “Bottom-up” подход может быть точнее до 1.5 раз;
- ▶ Оцениваем метрики качества каждой отдельной крупной компоненты;
- ▶ Показываем, какие категории вносят наибольший вклад в ошибку прогноза;
- ▶ Сравниваем ML и эконометрические модели (для каждой компоненты, каждого горизонта прогнозирования);



Вклад

- ▶ “Bottom-up” подход может быть точнее до 1.5 раз;
- ▶ Оцениваем метрики качества каждой отдельной крупной компоненты;
- ▶ Показываем, какие категории вносят наибольший вклад в ошибку прогноза;
- ▶ Сравниваем ML и эконометрические модели (для каждой компоненты, каждого горизонта прогнозирования);

Предлагаем решение технических проблем:

- ▶ Ускоряем перебор гиперпараметров: Tree-structured Parzen Estimator;
- ▶ Предлагаем метод подбора экзогенных переменных с помощью Orthogonal Matching Pursuit.



Методология: данные и модели

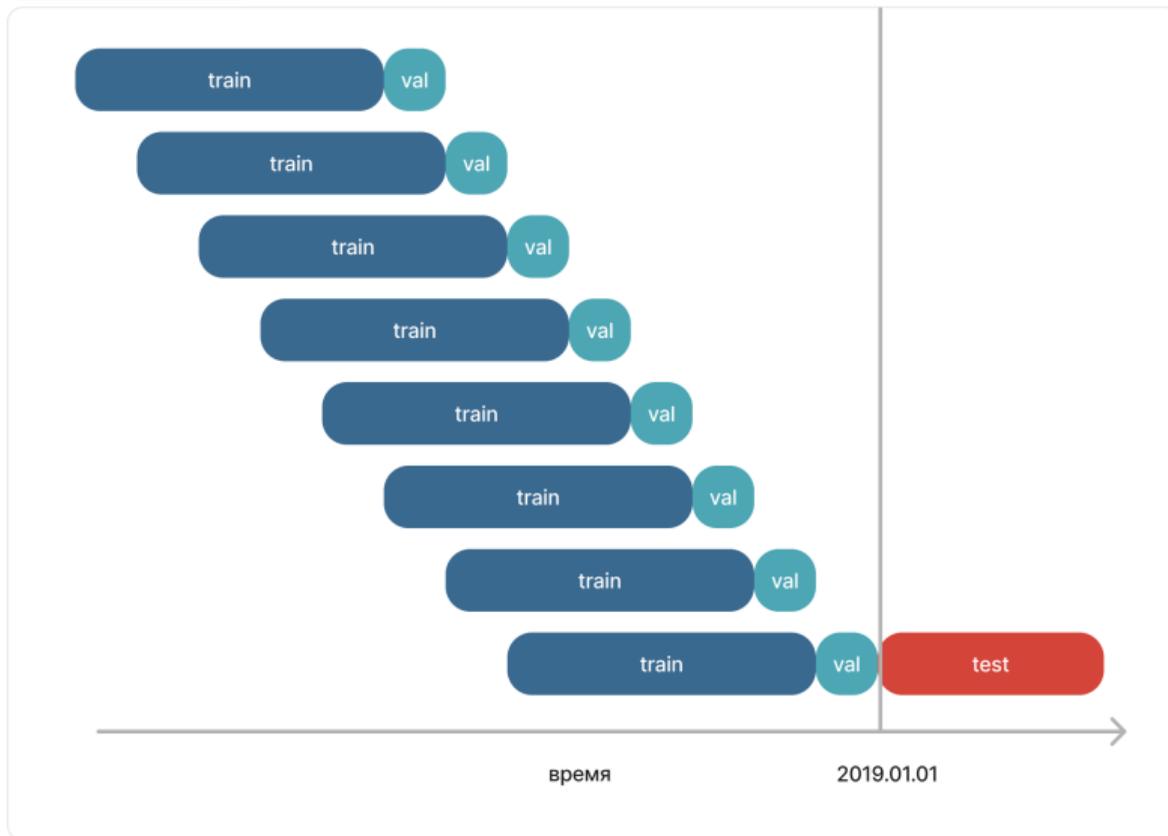
- ▶ Данные:
 - ▶ 82 субиндексов ИПЦ (“фрукты и овощи”, “ЖКХ”, “мясная продукция”, ...)
 - ▶ 129 экзогенных временных ряда (usd/rub, индексы цен ФАО, и.о. (ФОМ), реальные зарплаты, розничные продажи, ...)
- ▶ Модели:
 - ▶ Moving Average (RW, Seasonal RW, и пр.);
 - ▶ “Одномерные” модели: Holt-Winters, (T)BATS, Prophet;
 - ▶ Старая добрая эконометрика: (S)ARIMA(X);
 - ▶ Модели с регуляризацией: Elastic Net, ARD¹ регрессия;
 - ▶ Ансамбли: Random Forest, Gradient Boosting;

¹Automatic Relevance Determination



Методология: “прямой подход”

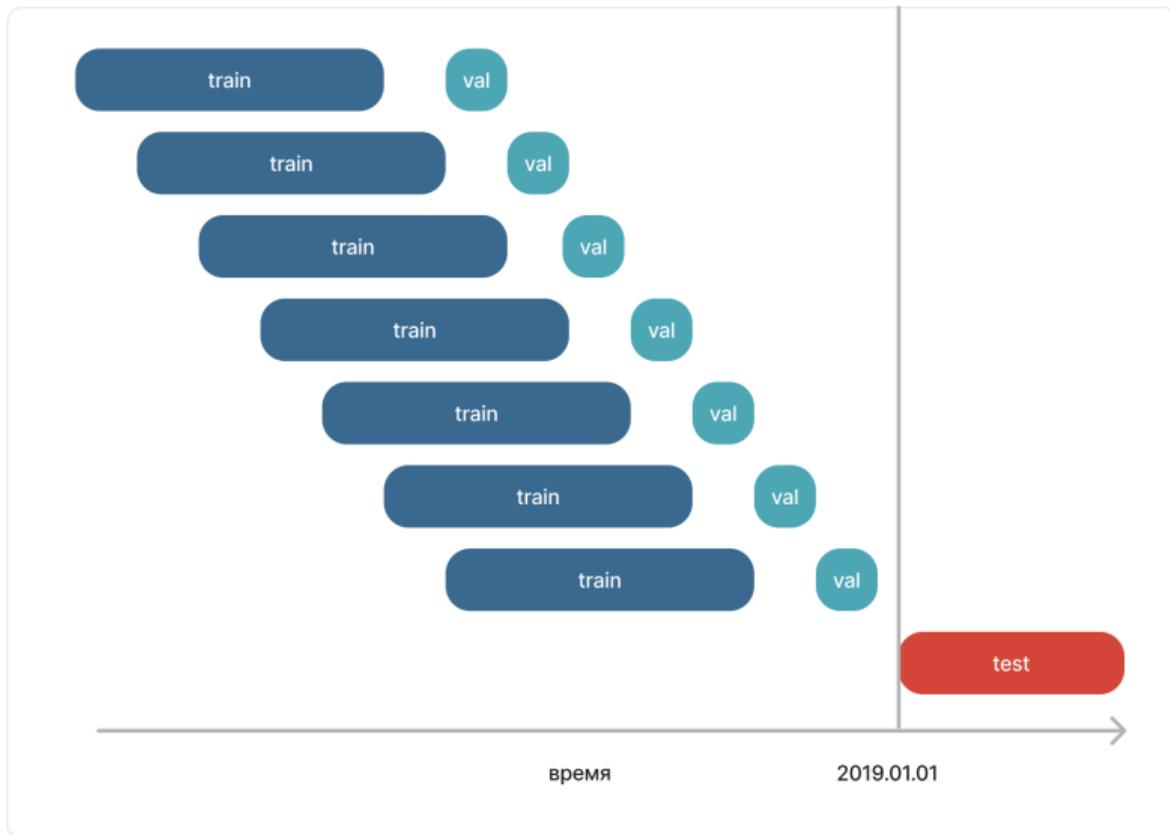
горизонт = 1 месяц





Методология: “прямой подход”

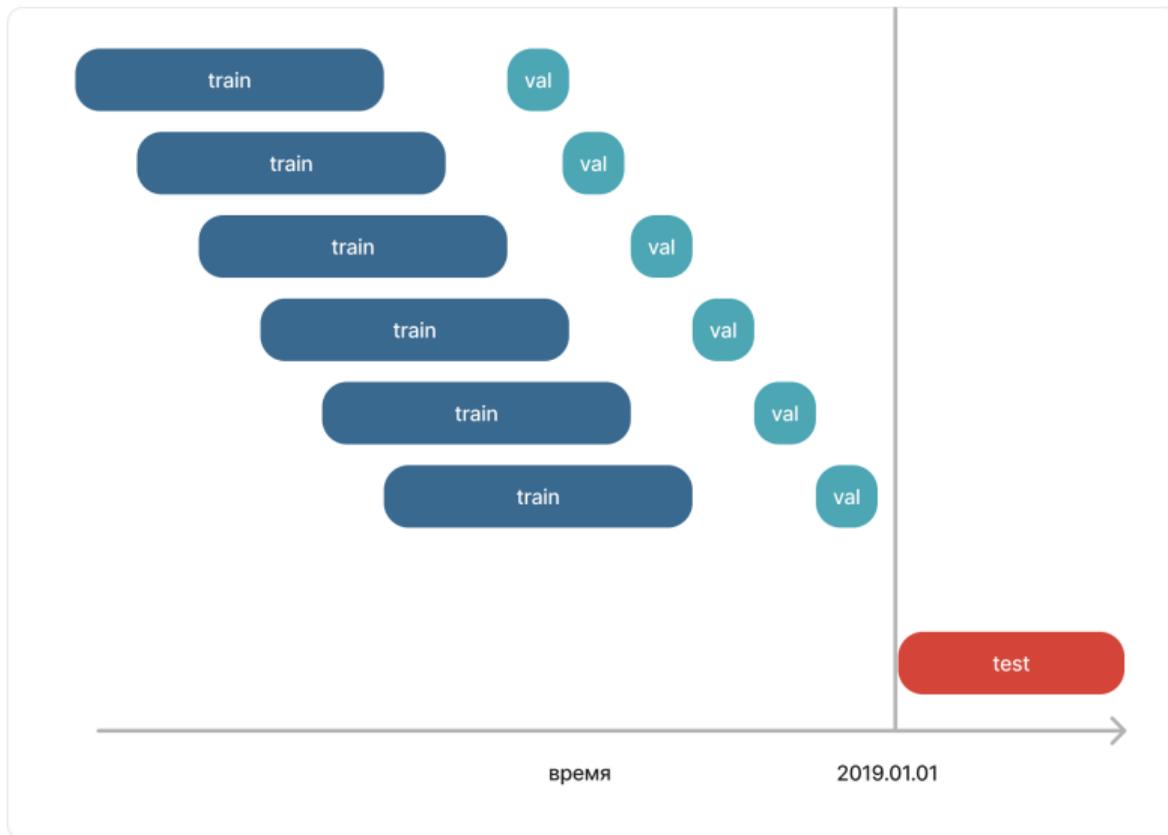
горизонт = 2 месяца



Методология: “прямой подход”



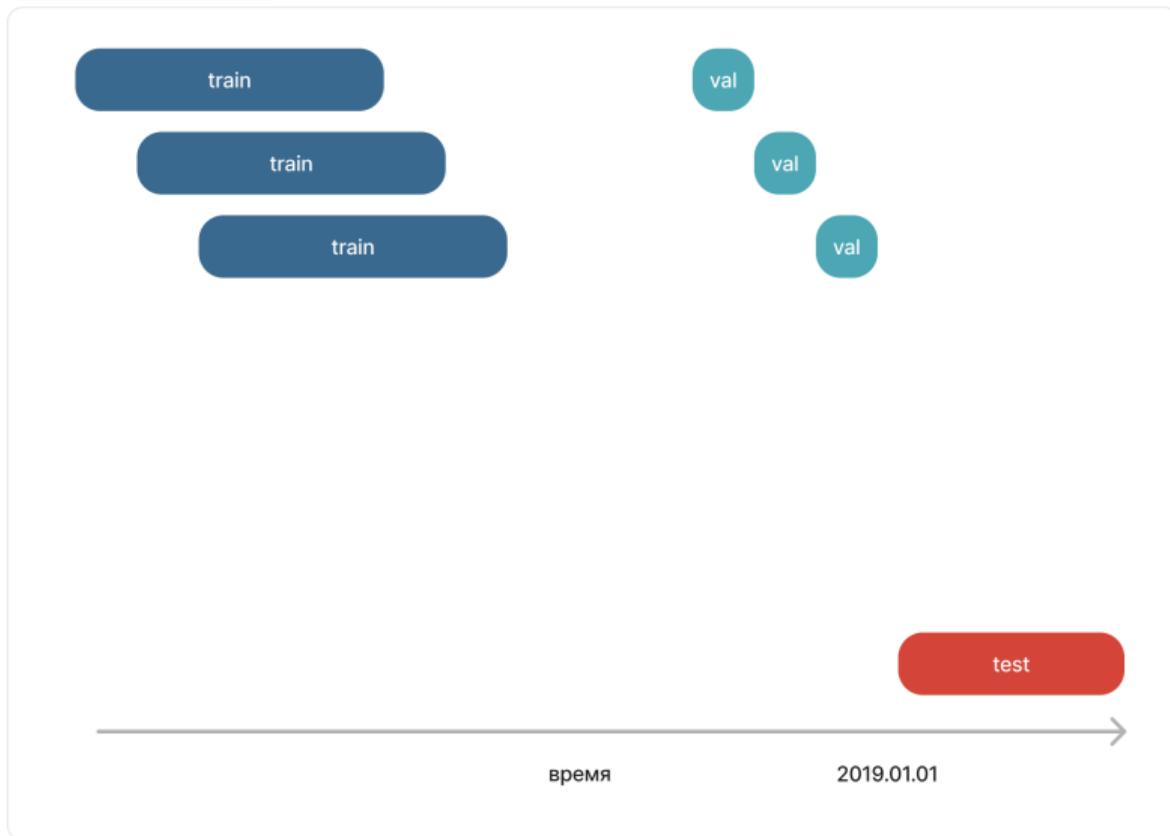
горизонт = 3 месяца





Методология: “прямой подход”

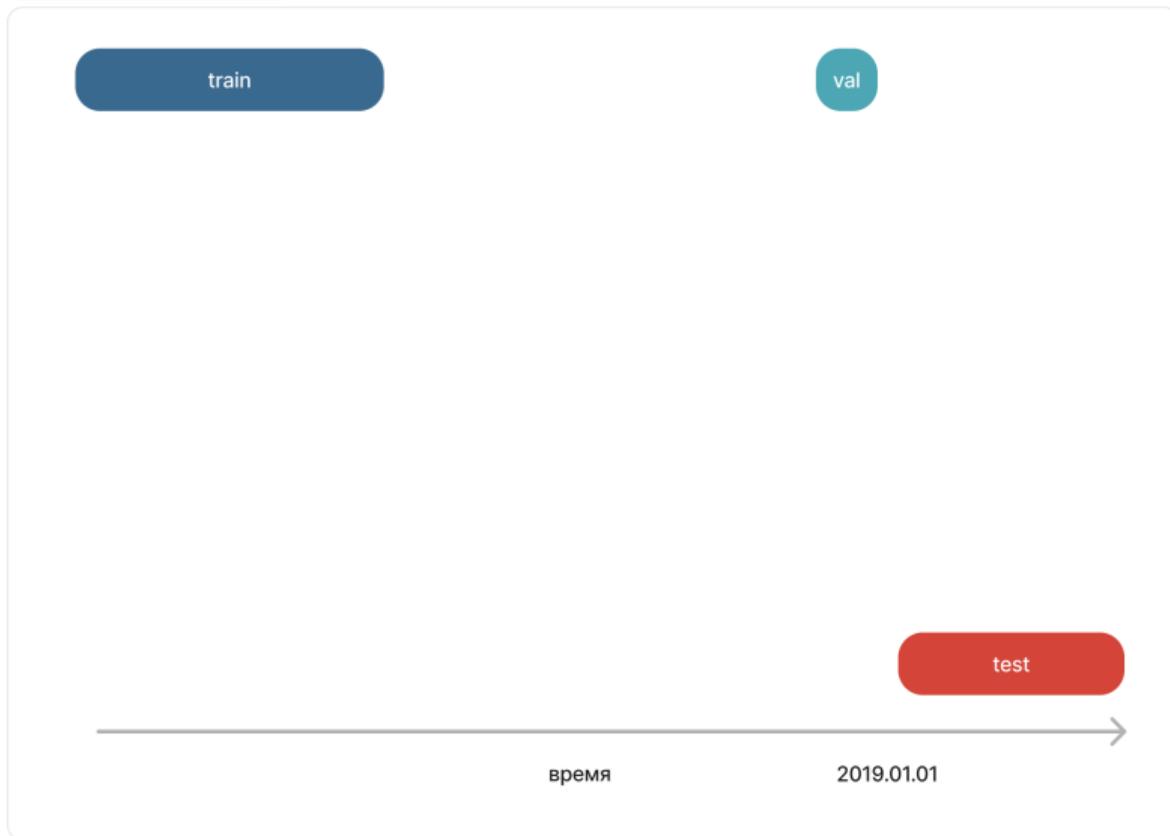
горизонт = 6 месяцев





Методология: “прямой подход”

горизонт = 12 месяцев





Методология: кросс-валидация

- ▶ Orthogonal Matching Pursuit для подбора экзогенных переменных;

$$\begin{aligned} & \|y - Xw\|_2^2 \rightarrow \min_w \\ & \text{subject to } \|w\|_0 \leq n_{\text{nonzero}} = |\{w_i | w_i \neq 0\}| \end{aligned}$$

- ▶ Tree-structured Parzen Estimator² для ускорения перебора
 - ▶ гиперпараметров,
 - ▶ количества лагов,
 - ▶ окон скользящих средних;
- ▶ Выбор лучших моделей на валидационной выборке;
- ▶ Сравнение на тестовой;
- ▶ Сезонность убираем на каждой итерации кросс-валидации отдельно.

²Байесовская процедура, [подробнее](#):



Результаты: Bottom-up vs. Headline

Сравнение RMSFE двух подходов: прогноза отдельно индекса инфляции и покомпонентной агрегации прогнозов.

горизонт прогнозирования, месяцы, RMSFE прогноза	м/м					накопленная инфляция			
	1	2	3	6	12	2	3	6	12
Seasonal RW	0.30	0.31	0.31	0.32	0.35	0.76	0.79	1.21	2.9
только индекс	0.27	0.28	0.28	0.30	0.33	0.40	0.52	0.98	2.32
по компонентам	0.18*	0.18**	0.21**	0.23**	0.31	0.30*	0.39*	0.82	2.79
только индекс / SRW	0.63	0.89	0.89	0.95	0.94	0.53	0.66	0.81	0.80
по компонентам / SRW	0.42*	0.58**	0.67**	0.73**	0.89	0.39*	0.49*	0.68	0.96

Для подсчета метрик периоды с февраля по май 2022 исключены

*, ** Прогноз статистически значимо лучше по тесту Диболда-Мариано

Источник: расчеты авторов.



Результаты: Bottom-up vs. Headline, базовая инфляция

Сравнение RMSFE двух подходов: прогноза отдельно индекса инфляции и покомпонентной агрегации прогнозов.

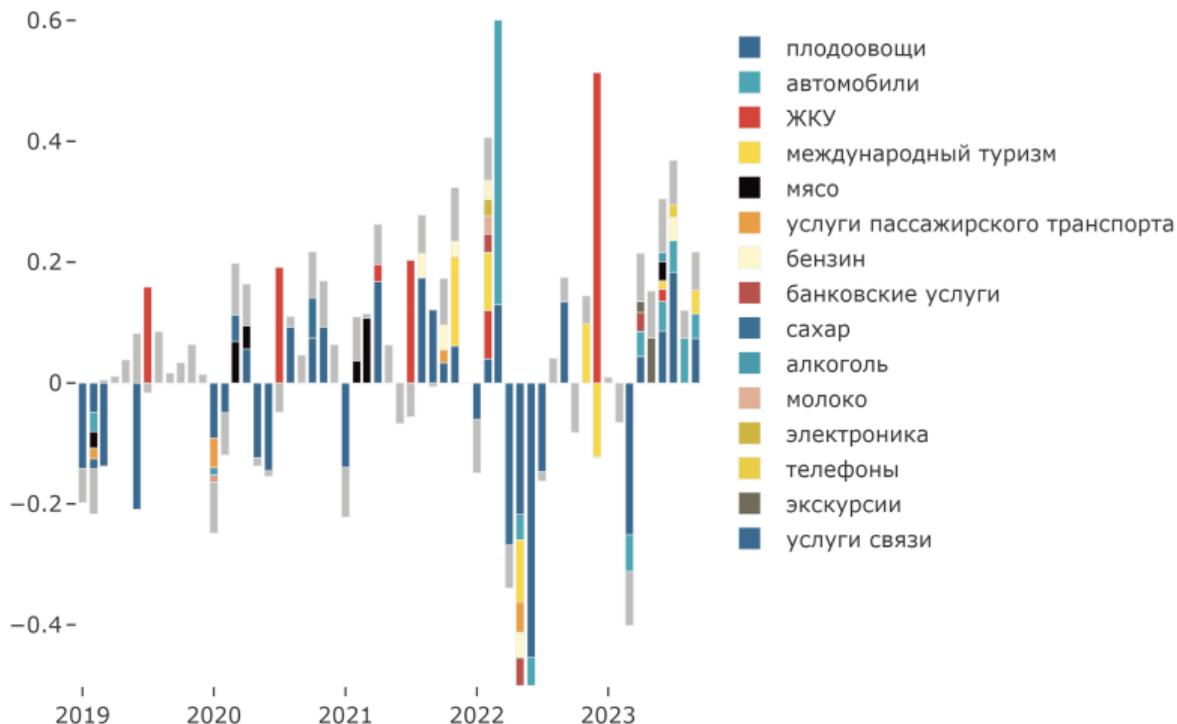
горизонт прогнозирования, месяцы, RMSFE прогноза	м/м					накопленная инфляция			
	1	2	3	6	12	2	3	6	12
ИПЦ	0.27	0.28	0.28	0.30	0.33	0.40	0.52	0.98	2.32
ИПЦ по компонентам	0.18*	0.18**	0.21**	0.23**	0.31	0.30*	0.39*	0.82	2.79
БИПЦ	0.20	0.24	0.23	0.25	0.29	0.25	0.40	0.78	1.9
БИПЦ по компонентам	0.16*	0.18**	0.20**	0.22*	0.23	0.29*	0.36*	0.69	2.57

Для подсчета метрик периоды с февраля по май 2022 исключены

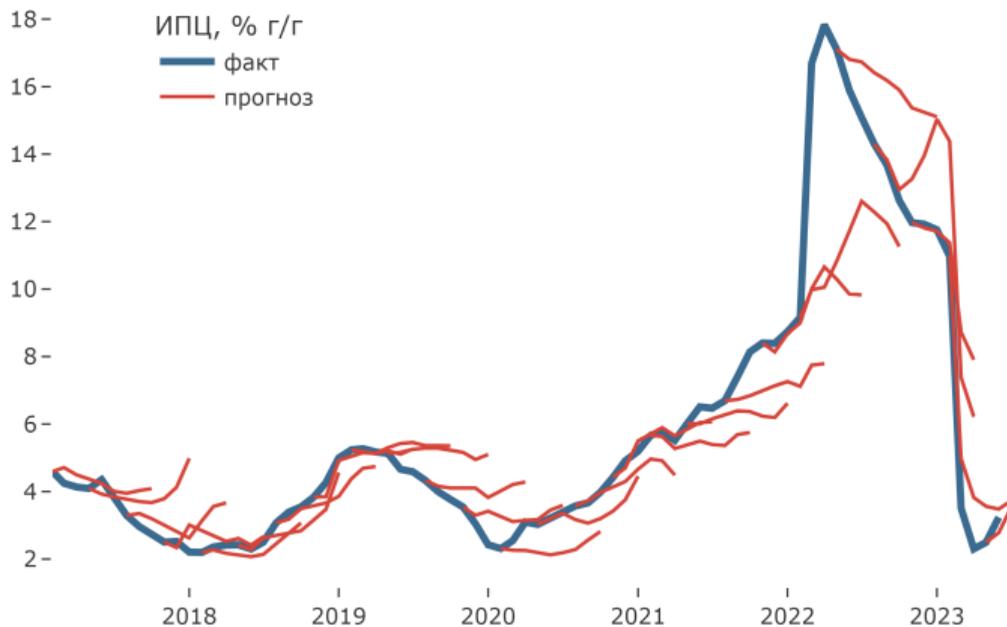
*, ** Прогноз статистически значимо лучше по тесту Диболда-Мариано

Источник: *расчеты авторов.*

Результаты: декомпозиция абсолютной ошибки прогноза на 1 месяц

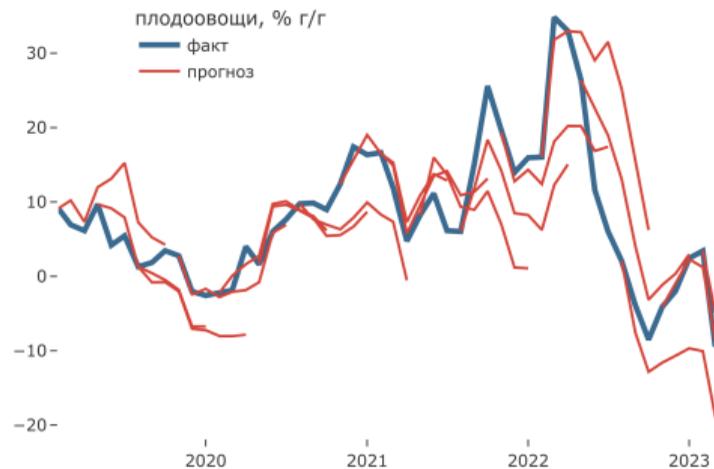
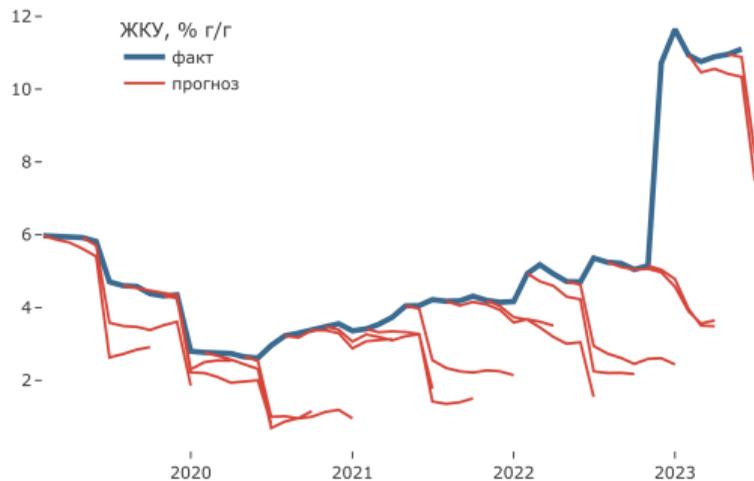


Результаты: агрегированный прогноз накопленной инфляции за год



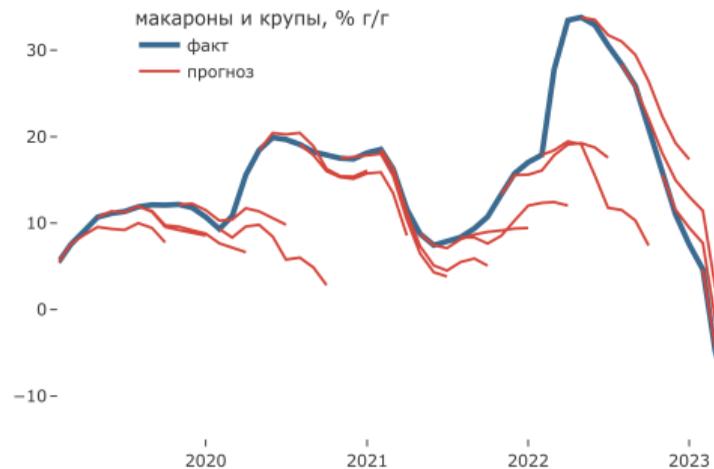
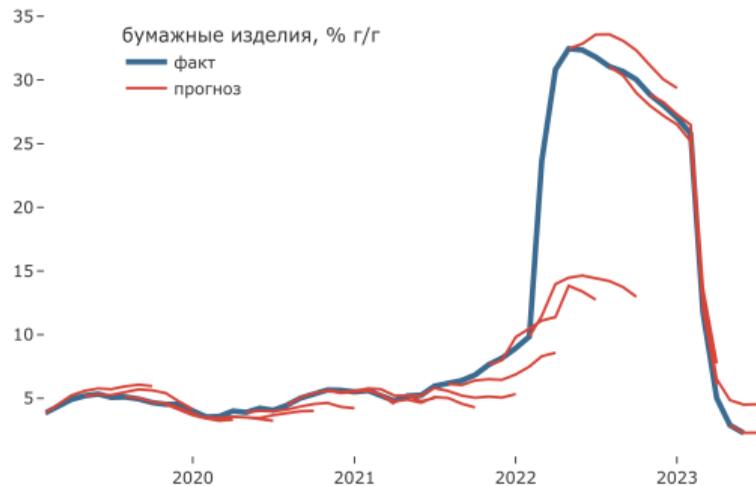


Результаты: прогнозы компонент

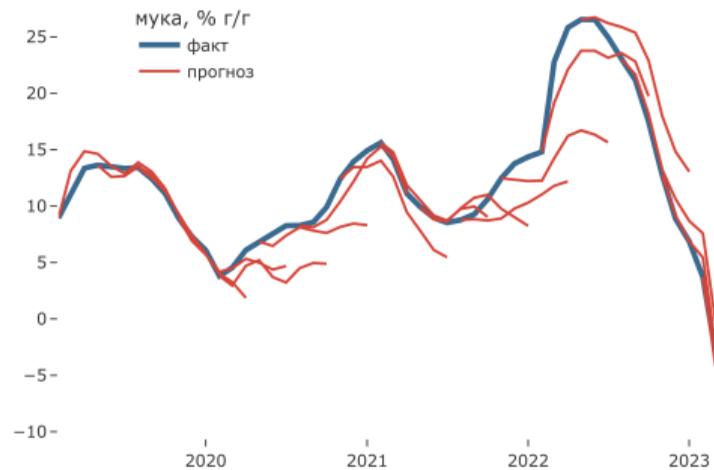
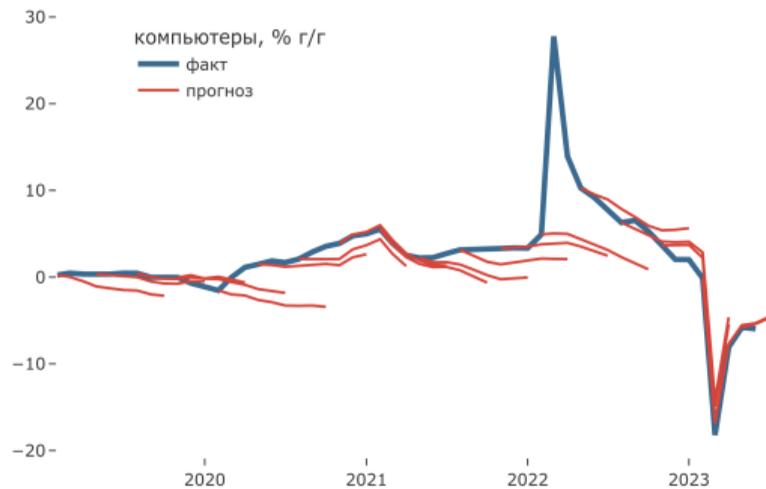




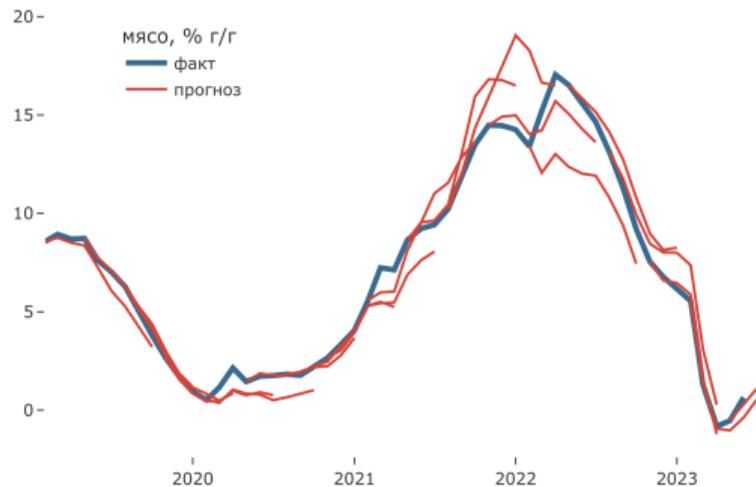
Результаты: прогнозы компонент



Результаты: прогнозы компонент



Результаты: прогнозы компонент





Результаты: категории с наибольшей ошибкой прогноза

Категории с наибольшей ошибкой прогноза (RMSFE, м/м)

категория	горизонт прогнозирования					вес
	1	2	3	6	12	
фрукты и овощи	3.00	3.17	3.16	3.31	3.36	4.17
жку	0.83	0.84	0.84	0.84	0.83	10.19
мясо	0.50	0.64	0.64	0.64	0.64	8.69
услуги пассажирского транспорта	1.39	1.37	1.29	1.35	1.37	2.05
автомобили	0.46	0.62	0.62	0.61	0.60	5.91
международный туризм	3.51	3.66	3.56	3.51	3.51	0.71
экскурсии	2.42	2.71	2.66	2.68	2.77	0.89
бензин	0.42	0.45	0.45	0.49	0.50	4.72
банковские услуги	2.75	2.87	3.23	2.87	3.13	0.63
яйца	3.12	3.28	3.41	3.47	3.46	0.50
Индекс потребительских цен	0.27	0.28	0.28	0.30	0.33	100.00



Результаты: Модели, ML vs. эконометрика

Количество категорий, для которых данная модель показала наименьшее RMSFE на тестовой выборке.

	1	2	3	6	12	24
Gradient Boosting	51	40	49	50	29	20
ARD регрессия	14	17	7	7	3	3
(S)ARIMA(X)	9	10	11	13	16	22
SeasonalMovingAverage	5	6	4	5	7	6
AutoARIMA	2	3	7	2	2	4
HoltWinters	1	2	2	0	0	1
BATS	1	1	1	1	2	2



Вывод

- ▶ Покомпонентный прогноз значительно точнее прогноза только индекса цен;
- ▶ Наши эксперименты показывают, что ML точнее ³ старой доброй эконометрики

³Но требует значительно больших вычислительных ресурсов