

Сравнение прогнозных моделей региональной инфляции

Вячеслав Крамков,
Волго-Вятское ГУ Банка России, НИУ ВШЭ – Нижний Новгород

17 марта 2021

Настоящий доклад выражает личную позицию автора, которая может не совпадать с официальной позицией Банка России. Банк России не несет ответственности за содержание доклада.

Введение

- Качество прогноза макроэкономических переменных зависит от используемой модели
 - Но как убедиться, что выбранная модель точнее альтернативных?
- Подсчет точности (средней ошибки прогноза) – стандартный формализованный подход к сравнению моделей
 - Однако такой тест требователен к объему данных и требует порой сильных предпосылок
- Возможный способ увеличить качество теста – использовать региональные данные
- Используем их для сравнения моделей инфляции РФ

Литература: о прогнозах (США и ЕС)

- Stock and Watson (1999), Atkeson and Ohanian (2001)
 - Первыми показали, что простые модели инфляции зачастую точнее более сложных;
- Stock and Watson (2007), Bermingham and d'Agostino (2011), Hubrich (2005)
 - Обратили внимание, что дезагрегированные прогнозы (иногда) более точны;
- Faust and Wright (2013)
 - Провели тщательное сравнение моделей;
 - Показали преимущество простых моделей и экспертного мнения;
- Hubrich and Skudelny (2016)
 - Показали, что комбинация прогнозов делает прогнозы точнее и устойчивее;
- Fulton and Hubrich (2021)
 - Подтвердили актуальность выводов для инфляции США за последнее время;

Fulton and Hubrich (2021)

... We find that while **simple models remain hard to beat**, the additional information that we consider can improve forecasts, especially in the post-crisis period. Our results show that (1) **forecast combination approaches improve forecast accuracy** over simpler models and robustify against bad forecasts, a particularly relevant feature in the current environment; (2) **aggregating forecasts of inflation components can improve performance compared to forecasting the aggregate directly**; (3) **judgmental forecasts**, which likely incorporate larger and more timely datasets, provide **improved forecasts at short horizons**.

(Forecasting US inflation in real time – 2021, March)

Литература: о прогнозах (РФ)

- Андреев (2016)
 - Впервые сравнивались прогнозные модели инфляции РФ
 - Показано преимущество комбинирования прогнозов
- Стырин (2019)
 - Рассмотрен подход динамического усреднения моделей
 - Выявлены переменные, использование которых увеличивает точность
- Байбуза (2018) и Павлов (2019)
 - Использовали методы машинного обучения
 - Проанализированы увеличивающие точность переменные
- Деагрегированные данные – пока подробно не рассматривались

Литература: о региональных данных

- Макроэкономисты рассматривают региональные данные в эмпирических исследованиях
 - Это позволяет им использовать больше информации в ситуациях, когда данных национального уровня недостаточно
- Хороший обзор таких работ и обоснование подхода в целом – Chodorow-Reich (2020)
- Среди российских исследований – Аверина и др. (2018)
 - Оценили параметры кривой Филлипса для РФ по региональным данным

Постановка проблемы

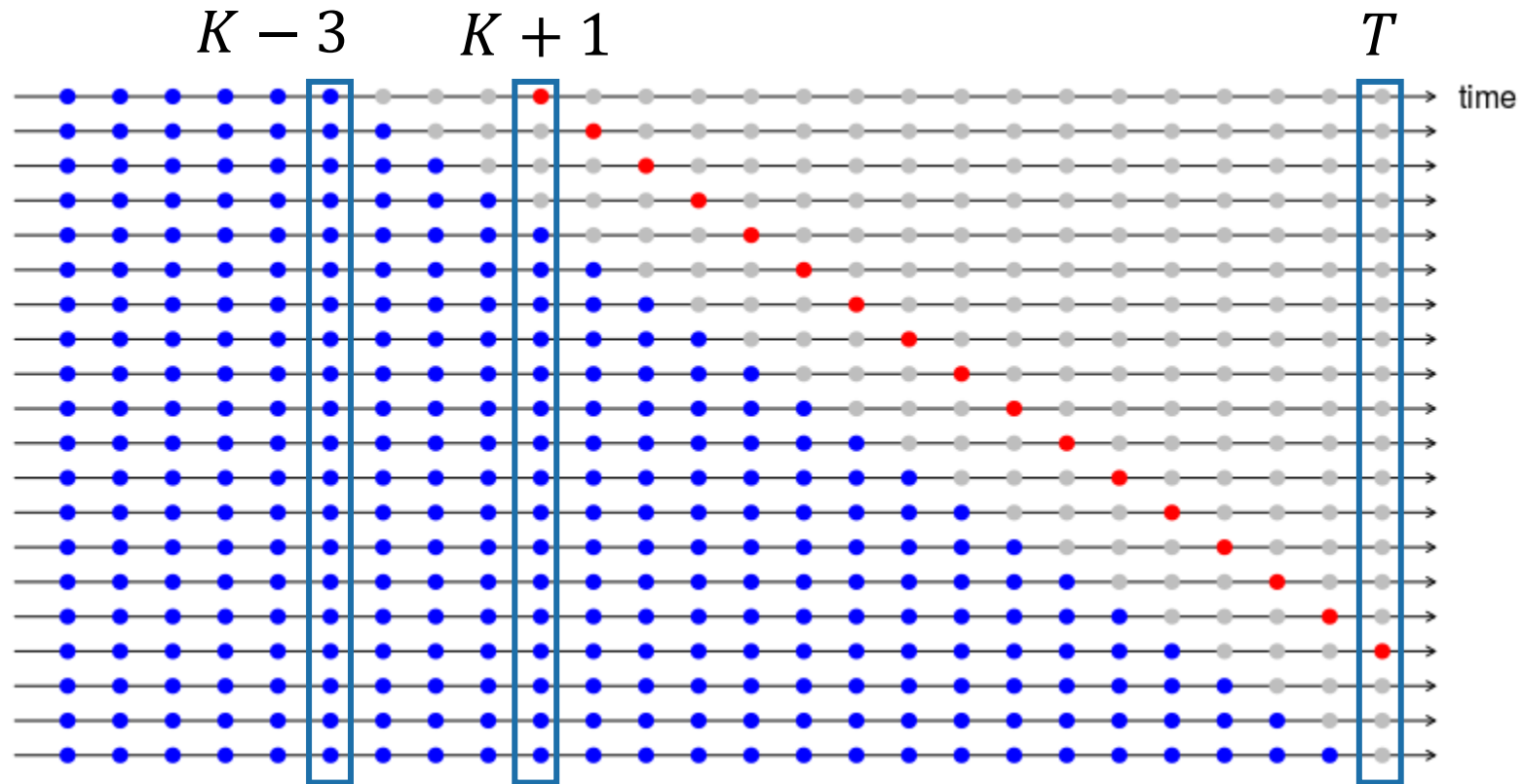
- Помогает ли использование дезагрегированных данных ИПЦ улучшить точность прогнозов инфляции в России?
- Но временной период «после 2014» сравнительно невелик
 - Этого может быть недостаточно
- Для ответа на этот вопрос воспользуемся региональными данными
 - Это позволит повысить мощность тестов
- Методология Timmerman and Zhu (2019) позволяет сравнить точность прогнозов по панели данных

Подсчет вневыборочной ошибки

- Обычно для временных рядов под точностью понимается точность вневыборочных прогнозов
- Рассматривается моделируемый временной ряд $y_t, t = \overline{1, K + T}$
- Сравниваются две прогнозные модели $j \in \{1, 2\}$
 - С их помощью можно получить прогноз $\hat{y}_{t|t-h,j}$ на h периодов вперед
- Ряд делится на обучающую выборку $t = \overline{1, K - h}$ и тестируемую $t = \overline{K + 1, T}$
 - Первый прогноз делается на период $K + 1$ по данным на $K - h + 1$, второй – на период $K + 2$ по данным на $K - h + 2$ и т.д.
- На выходе - ряд ошибок прогнозов $e_{t|t-h,j} = \hat{y}_{t|t-h,j} - y_t$
 - По ним можно рассчитать среднеквадратичную ошибку данной модели

$$MSE_h^j = \frac{1}{T} \sum_{t=K+1}^{K+T} (e_{t|t-h,j})^2$$

Иллюстрация к схеме (h=4)



Тест Diebold and Mariano (1995) - DM

- Обозначим разность квадратов ошибок

$$sed_{t|t-h} = (e_{t|t-h,1})^2 - (e_{t|t-h,2})^2$$

- Тогда равенство точности двух моделей можно представить в виде формального теста на равенство среднего нулю

$$\begin{cases} H_0: E(sed_{t|t-h}) = 0 \\ H_a: E(sed_{t|t-h}) \neq 0 \end{cases}$$

- Diebold and Mariano (1995) показали, что асимптотически (по CLT)

$$S_h = \frac{1}{\hat{\sigma}(sed_{t|t-h})\sqrt{T}} \sum_{t=K+1}^{K+T} sed_{t|t-h} \rightarrow N(0; 1)$$

- Автокорреляция ошибок может быть учтена с помощью поправок Newey and West (1987)

$$\hat{\sigma}(sed_{t|t-h}) = \sqrt{\sum_{\tau=-P}^P \left(1 - \frac{\tau}{P}\right) \hat{\gamma}_{sed}(\tau)}$$

Тест Timmerman and Zhu (2019) - TZ

- Если рассматривается не временной ряд $y_t, t = \overline{1, K+T}$, а панельные данные $y_{i,t}, i = \overline{1, n}$ можно рассмотреть панель ошибок, рассчитать панель $sed_{it|t-h}$ и так же проверить на равенство среднего нулю

$$S_{h,pool} = \frac{1}{\hat{\sigma}(sed_{t|t-h})\sqrt{nT}} \sum_{t=K+1}^{K+T} \sum_{i=1}^n sed_{it|t-h} \rightarrow N(0; 1)$$

- Однако CLT нельзя применить, если $sed_{it|t-h}$ зависимы для разных i в момент времени t !
 - Их независимость – сильная предпосылка, поскольку $e_{it|t-h,j}$ скорее всего зависимы
- Общие факторы, действующие на все регионы (возможно, с разной эластичностью), будут обуславливать сильную корреляцию $sed_{it|t-h}$ для разных регионов
- Предложение TZ – напрямую моделировать общие факторы для ошибок:

$$e_{it|t-h,j} = \lambda'_{ij} f_{t|t+h} + u_{it|t-h,j}$$

Выводы TZ

- Если $e_{it|t-h,j} = \lambda'_{ij}f_{t|t+h} + u_{it|t-h,j}$, то разность квадратов ошибок

$$sed_{it|t-h} = (e_{t|t-h,1})^2 - (e_{t|t-h,2})^2 =$$

$$= \left[(\lambda'_{i1}f_{t|t+h})^2 - (\lambda'_{i2}f_{t|t+h})^2 \right] + \left[u_{it|t-h,1}^2 - u_{it|t-h,2}^2 + 2(\lambda'_{i1}f_{t|t+h}u_{it|t-h,1} - \lambda'_{i2}f_{t|t+h}u_{it|t-h,2}) \right]$$

- При этой структуре нельзя провести стандартный тест на равенство нулю среднего
- Однако можно провести два отдельных теста – на равенство нулю среднего «синей» части и на равенство нулю среднего «красной части»
- При этом если а) оба теста отвергают нулевую гипотезу и б) в пользу одной и той же модели, то и нулевая гипотеза unfeasible теста на равенство нулю среднего суммы скорее всего отклоняется

Выводы TZ - 2

- Первый тест «Точность обеих моделей одинаково подтверждена общим факторам»

$$H_0: n^{-1} \sum_{i=1}^n [(\lambda'_{i1} f_{t|t+h})^2 - (\lambda'_{i2} f_{t|t+h})^2] = 0$$

- Второй тест «Без учета общей факторной части обе модели одинаково точны»

$$H_0: n^{-1} \sum_{i=1}^n E(u^2_{it|t-h,1} - u^2_{it|t-h,2} | f_{t|t+h}) = 0$$

- Для обоих тестов в TZ получены решающие статистики и доказана их асимптотическая нормальность. При этом оба теста требуют оценки $\hat{f}_{t|t+h}$ - они получаются с помощью метода главных компонент из $e_{it|t-h,j}$

Промежуточные выводы

- Сравнить точность прогнозов двух моделей по временному ряду – стандартная практика (тест DM)
- Но порой тест требует неоправданно сильных предпосылок (большой временной выборки, «стационарности» процесса)
- Тогда модели можно сравнить по панельным региональным данным (тест TZ)
- Сильные общие факторы не позволяют провести точный аналог теста DM - вместо него можно провести два близких теста
 - (при благоприятном исходе их комбинация дает тот же результат)

Постановка проблемы

- Помогает ли использование дезагрегированных данных ИПЦ улучшить точность прогнозов инфляции в России?
- Но временной период «после 2014» сравнительно невелик
 - Этого может быть недостаточно
- Для ответа на этот вопрос воспользуемся региональными данными
 - Это позволит повысить мощность тестов
- Методология Timmerman and Zhu (2019) позволяет сравнить точность прогнозов по панели данных

Подход Bermingham and d'Agostino (2011)

- Рассматривали прогнозы ИПЦ и его отдельных компонентов в США и Еврозоне
- Выделяли несколько уровней дезагрегации ИПЦ
 - ИПЦ, 3-5 групп, 12-15 групп, 32-50 групп, 169 групп
- Сравнивали прогноз всей инфляции с суперпозицией прогнозов отдельных групп
- Показали, что с ростом дезагрегации точность сначала растет, затем ухудшается
 - Но если учесть общие для компонентов факторы, ухудшение можно избежать

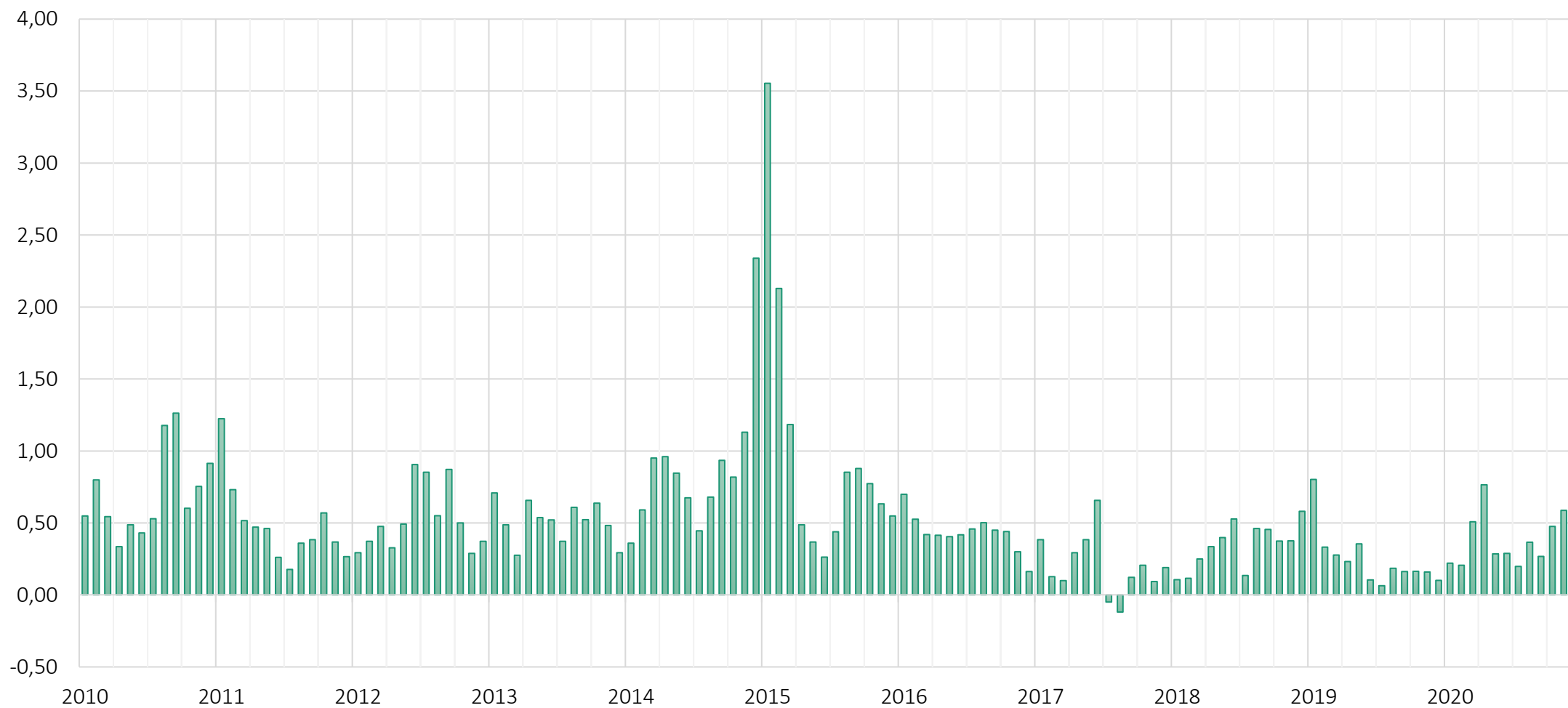
Используемые данные - 1

- Данные – темпы прироста цен м/м по всей потребительской корзине и по отдельным ее компонентам для РФ и регионов (Росстат)
- Использованы данные с 01.2010 по 12.2020
 - Первая половина использовалась в качестве обучающей выборки, первый прогноз - с 01.2015
 - Региональные данные позволяют сравнить точность даже на подвыборке в 1 период
- В данных при необходимости была устранена сезонность (см. Методологию БР)

Используемые данные - 2

- Россия и Регионы – 8 федеральных округов
- Потребительская корзина в РФ - 520 товаров и услуг
 - Уровень 0: ИПЦ
 - Уровень 1: 3 группы товаров и услуг
 - Уровень 2: 15 групп товаров и услуг
 - Уровень 3: 45 групп товаров и услуг
 - Уровень 4: 520 конечных товаров и услуг – не рассматриваем
- За рассматриваемый период (01.2015 – 12.2021) состав и веса ИПЦ принципиально не менялись

Динамика ИПЦ России, м/м



Сравниваемые модели

- Модель-бенчмарк – Random Walk

$$\pi_t = \pi_{t-1} + \varepsilon_t$$

- Recursive AR

$$\hat{\pi}_{t+h|t,DAR} = \mu + \beta_1\pi_t + \beta_2\pi_{t-1} + \dots + \beta_p\pi_{t-(p-1)}$$

- ARIMA

$$\pi_t = A(L)\pi_{t-1} + B(L)\varepsilon_t$$

- UCSV

$$\pi_t = trend_t + cycle_t$$

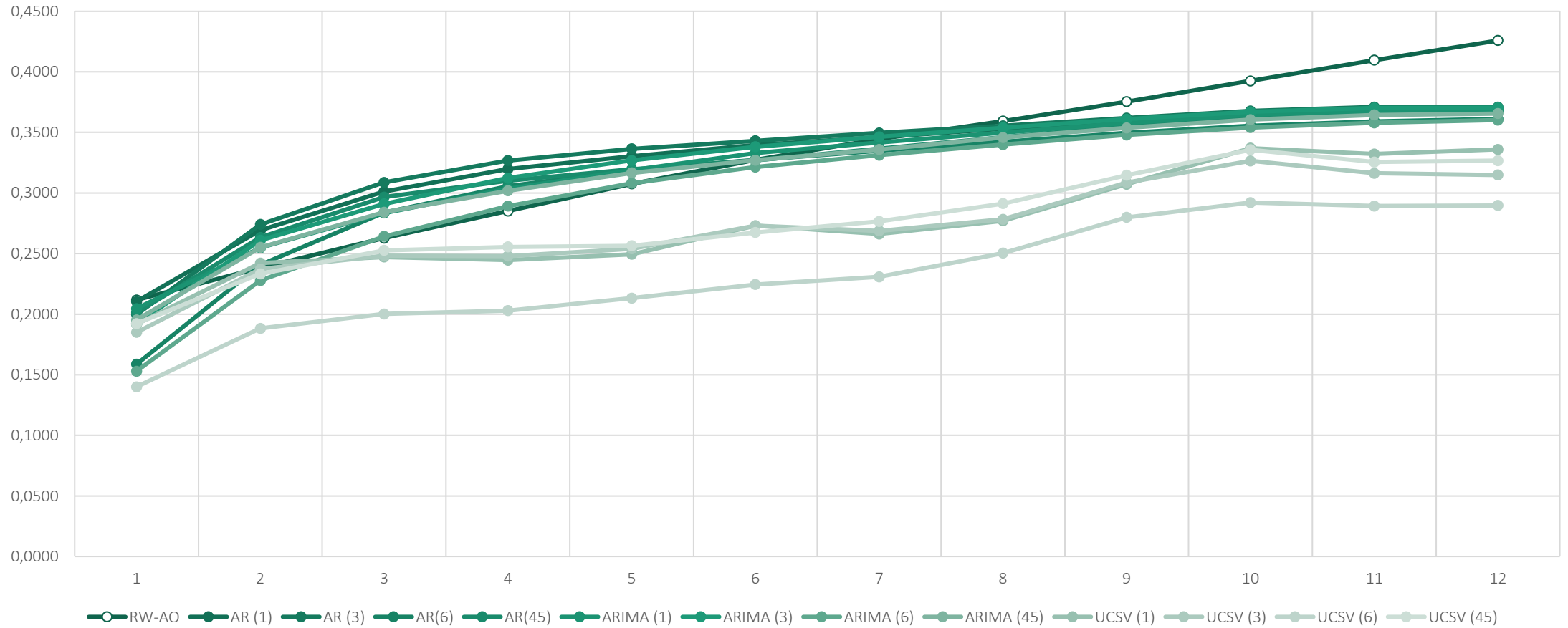
$$trend_t = trend_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$cycle_t = \theta cycle_{t-1} + \varepsilon_t$$

Сравниваемые модели

Уровень дезагрегации	RW-AO	AR	ARIMA	UCSV
A) Все товары и услуги	Бенчмарк = 0	1	5	9
B) 3 компонента		2	6	10
C) 6 товарных групп		3	7	11
D) 45 товарных групп		4	8	12

Результаты по данным РФ



Результаты по данным РФ

Уровень дезагрегации	RW-AO	AR	ARIMA	UCSV
A) Все товары и услуги	0,2117	0,2104	0,2045	0,1970
B) 3 компонента		0,1997	0,1992	0,1850
C) 6 товарных групп		0,1586 *	0,1529 *	0,1410 *
D) 45 товарных групп		0,2012	0,1952	0,1922

В таблице приведено значение RMSE прогноза данной модели на 1 месяц вперед за период с 01.2015 по 12.2020, * соотносятся с отклонением нулевой гипотезы теста DM

Результаты по региональным данным

Уровень дезагрегации	RW-AO	AR	ARIMA	UCSV
A) Все товары и услуги	0,2117	0,2104 -/-	0,2045 -/-	0,1970 -/-
B) 3 компонента		0,1997 -/-	0,1992 -/-	0,1850 */-
C) 6 товарных групп		0,1586 */*	0,1529 */*	0,1410 */*
D) 45 товарных групп		0,2012 -/-	0,1952 */-	0,1922 */-

В таблице приведено значение RMSE прогноза данной модели на 1 месяц вперед за период с 01.2015 по 12.2020, * соотносятся с отклонением нулевой гипотезы тестов TZ для равенства идиосинкразической / факторной части ошибок

Заключение

- Рассмотрена возможность использования данных по панели российских регионов для сравнения прогнозных моделей
- Рассмотрен вклад использования дезагрегированных прогнозов инфляции РФ
- Дезагрегированный прогноз не всегда дает существенное приращение точности, но для некоторых спецификаций преимущество в точности значимо
- Это подтверждается и на региональных данных

Возможные направления развития

- Увеличение числа регионов
 - Позволит сравнивать не только на всей выборке, но и на малых по продолжительности подвыборках
- Коррекция на смещение дезагрегированных моделей, вызванное пропуском общих для товаров факторов
 - Возможно, устранит деградацию точности при глубокой дезагрегации
- Рассмотрение большего числа моделей
 - Добавление моделей с регрессорами, а также моделей данных большой размерности (BVAR, DFM)

Сравнение прогнозных моделей региональной инфляции

Вячеслав Крамков,
Волго-Вятское ГУ Банка России, НИУ ВШЭ – Нижний Новгород

17 марта 2021

Список литературы

- Аверина Д. С., Горшкова Т. Г., Синельникова-Мурылева Е. В. (2018). Построение кривой Филлипса на региональных данных. 2018. Т. 22. № 4. С. 609–630
- Андреев А. (2016). Прогнозирование инфляции методом комбинирования прогнозов в Банке России // Банк России: серия докладов об экономических исследованиях. – 2016. – № 14.
- Atkeson, A. and Ohanian, L. (2001). Are Phillips Curves Useful for Forecasting Inflation? Federal Reserve Bank of Minnesota Quarterly Review, 25(1), pp. 2–11.
- Baybuza, I. (2018). Inflation Forecasting Using Machine Learning Methods. Russian Journal of Money and Finance, 77(4), pp. 42–59.
- Bermingham C., D'Agostino A. (2011) Understanding and Forecasting Aggregate and Disaggregate Price Dynamics. Working Paper 1365, European Central Bank.
- Chodorow-Reich, G. (2020). Regional Data in Macroeconomics: Some Advice for Practitioners. Journal of Economic Dynamics and Control,
- Diebold, F. X. and Mariano, R. S. (1995). Comparing predictive accuracy. Journal of Business and Economic Statistics 13(3): 253–263.
- Hubrich, K. and Skudelny, F. (2017). Forecast combination for euro area inflation: a cure in times of crisis? Journal of Forecasting 36(5): 515–540.
- Hubrich, K. (2005). Forecasting euro area inflation: Does aggregating forecasts by HICP component improve forecast accuracy? International Journal of Forecasting 21(1): 119–136.
- Faust J., Wright J. H. (2013). Forecasting Inflation. // Handbook of Economic Forecasting, Vol. 2 / Elliott G. and Timmerman A., eds. North-Holland: Elsevier, 2013. – pp. 2–56.
- Fulton, C., and Kirstin H. (2021). Forecasting US inflation in real time. Finance and Economics Discussion Series 2021-014. Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System
- Pavlov, E. (2020). Forecasting Inflation in Russia Using Neural Networks. Russian Journal of Money and Finance, 79(1), pp. 57–73.
- Sapova, A., Porshakov, A., Andreev, A. and Shatilo, E. (2018). Review of Methodological Specifics of Consumer Price Index Seasonal Adjustment in the Bank of Russia. Bank of Russia Working Paper, N 33.
- Stock, J. and Watson, M. (1999). Forecasting Inflation. Journal of Monetary Economics, 44, pp.293-335.
- Stock, J. and Watson, M. (2007). Why Has US Inflation Become Harder to Forecast? Journal of Money, Credit, and Banking, 39(1), pp. 3–33.
- Styrin, K. (2019). Forecasting Inflation in Russia Using Dynamic Model Averaging. Russian Journal of Money and Finance, 78(1), pp. 3–18.
- Timmermann, A. and Zhu, Y. (2019). Comparing Forecasting Performance with Panel Data. CEPR Discussion Paper No. DP13746