

Денежно-кредитная политика

Краткосрочное прогнозирование инфляции в российской экономике

Юрий Николаевич Перевышин*ORCID: 0000-0001-7507-8361*

Кандидат экономических наук, старший научный сотрудник Центра изучения проблем центральных банков Института прикладных экономических исследований, РАНХиГС (РФ, 119571, Москва, пр. Вернадского, 84).
E-mail: perevyshin-yn@ranepa.ru

Аннотация

С использованием методики VECM в статье оценена эконометрическая модель российской экономики в период 2010–2022 годов для четырех переменных: индекса потребительских цен, курса рубля к доллару США, потребительского спроса, ставки процента RUONIA. На основе этой модели построен краткосрочный прогноз инфляции до конца 2022 года, предполагающий замедление годовой инфляции к декабрю до 10,1%. С использованием модели оценен вклад ценового шока, который не объясняется динамикой фундаментальных факторов, в мартовскую инфляцию. Точечная оценка шока составляет 6,6 п.п. из 7,4% сезонно сглаженной мартовской инфляции, то есть порядка 89% инфляционного всплеска пришлось на разовые факторы (логистику, переключение на других поставщиков и т. д.). Точность прогноза предложенной VECM-модели в текущих условиях (высокой волатильности инфляции) выше, чем точность одномерных бенчмарк-моделей на горизонте одного — трех месяцев. Построенные на основе предложенной VECM-модели прогнозы на винтажных данных в период с декабря 2021 года по июнь 2022-го оказались близкими по значению к консенсус-прогнозам аналитиков и Банка России, сформированным на сопоставимом информационном множестве. Построенные в рамках модели прогнозы, основанные на данных начиная с апреля, предполагают значительное замедление инфляции, что позволяет объяснить активные снижения ключевой ставки Банком России с 20% в начале апреля до 8% к концу июля. Факторная векторная модель коррекции ошибок в условиях быстро меняющихся инфляционных тенденций позволяет оперативно получать относительно точный краткосрочный прогноз инфляции, что может использоваться для поддержки принятия решений в сфере денежно-кредитной политики.

Ключевые слова: денежно-кредитная политика, векторная модель коррекции ошибок, инфляционный шок.

JEL: E31, E37, C53.

Monetary Policy

Short-Term Inflation Forecasting in the Russian Economy

Yuri N. Perevyshin*ORCID: 0000-0001-7507-8361*

Cand. Sci. (Econ.), Senior Research Fellow, Center for Central Bank Studies, Institute for Applied Economic Research, Russian Presidential Academy of the National Economy and Public Administration,^a Perevyshin-yn@ranepa.ru

^a 84, Vernadskogo pr., Moscow, 119571, Russian Federation

Abstract

This study using VECM methodology constructs a model of the Russian economy from 2010 through 2022 across four variables: consumer price index, ruble exchange rate against the US dollar, consumer demand, and the RUONIA interest rate. A short-term inflation forecast through the end of 2022, which predicts that annual inflation will drop to 10.1 % by December 2022, is arrived at based on this model. The model is then applied to determine the contribution to March inflation from the price shock that was not attributable to the dynamics of the fundamental variables. The point estimate of the shock came to 6.6% of the 7.4% seasonally adjusted March inflation, and this implies that about 89% of the inflation surge was due to one-off factors (logistics, switching to other suppliers, etc.). The accuracy of the VECM model forecast in the current economic situation (high inflation volatility) turns out to be higher than the accuracy of univariate benchmark models over a horizon of one to three months. Forecasts derived from the proposed VECM model applied to vintage data for the period from December 2021 to June 2022 turned out to be close to the consensus forecasts of analysts and the Bank of Russia, which had been based on a comparable information set. The forecasts constructed with the model project a significant slowdown in inflation based on data starting from April, an outcome which explains the rapid key rate cut by the Bank of Russia from 20% in early April to 8% by the end of July. Even when inflationary trends are rapidly changing, the proposed factor model facilitates prompt and relatively accurate short-term inflation forecasts, which can be used to inform monetary policy choices.

Keywords: monetary policy, vector error correction model, inflationary shock.

JEL: E31, E37, C53.

Введение

В первой половине 2022 года российская экономика столкнулась с беспрецедентными вызовами и уровнем неопределенности. Яркой иллюстрацией этого является изменение прогнозов инфляции. Так, прогноз аналитиков по инфляции на конец 2022 года менялся от 4,5–5,1% в январе до 22% в апреле, снизившись в августе до 13,4–13,6%¹. Прогноз Банка России по инфляции на конец года в середине февраля составлял 5–6%, в апреле — 18–23%, а в конце июля снизился до 12–15%². Столь значительные пересмотры прогнозов объясняются всплеском инфляции в конце февраля — начале марта 2022 года и его последствиями, проявившимися в апреле-мае. Пик ценового давления пришелся на март 2022-го, когда потребительские цены за месяц выросли на 7,6%³ (что стало наибольшим месячным ростом цен с января 1999 года), а годовая инфляция ускорилась с 9,2% по итогам февраля до 16,7% в марте. По итогам апреля произошло значительное замедление месячной инфляции, а уже в мае был зафиксирован минимальный за всю историю наблюдений темп роста потребительских цен, соответствующий этому месяцу. В июне и июле 2022-го также были обновлены минимальные значения месячного индекса потребительских цен.

В условиях столь волатильной инфляции значительные пересмотры прогноза объяснимы с учетом быстро меняющегося информационного множества. В этом контексте актуальным становится наличие модели для краткосрочного прогнозирования инфляции, позволяющей оперативно обновлять прогнозы по мере выхода новых статистических данных о факторах инфляции.

В статье построена и оценена векторная модель коррекции ошибок, с помощью которой получены краткосрочные прогнозы инфляции, основанные на информационном множестве, доступном в соответствующие периоды, и близкие по значениям к тем, что фигурируют в консенсус-прогнозах экспертов и пресс-релизах Банка России.

Для ответа на вопрос, какие факторы влияли на инфляцию в прошлом и как они будут определять динамику темпа роста цен в будущем, используют многомерные модели временных рядов. Для оценивания параметров этих моделей, как правило, применяются два подхода: оценивание в рамках систем уравнений, например моделей векторной авторегрессии (VAR), или оценивание

¹ https://www.cbr.ru/analytics/dkp/inflationary_expectations/.

² https://www.cbr.ru/about_br/publ/ddkp/#a_133062.

³ https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/58_08-04-2022.html.

одного уравнения, представляющего наибольший интерес для исследователя, которое обычно задается кривой Филлипса.

Одной из наиболее часто применяемых методик при прогнозировании макроэкономических показателей является использование инструментария VAR-моделей, предложенного в работе [Sims, 1980]. К преимуществам этого метода прогнозирования относится возможность построения безусловного прогноза всех показателей, входящих в модель.

Проблеме прогнозирования инфляции посвящен большой объем отечественной и зарубежной литературы. В одной из наиболее часто цитируемых работ по этой теме [Stock, Watson, 1999] сравниваются прогностические способности различных моделей на горизонте двенадцати месяцев для экономики США. В качестве основной модели прогнозирования авторы указанной работы рассматривают уравнение кривой Филлипса с инфляцией и безработицей. В результате сделан вывод, что включение альтернативных индикаторов экономической активности (темпов роста розничных продаж) приводит к уменьшению ошибки прогноза в сравнении с классической постановкой кривой Филлипса с уровнем безработицы, а использование дополнительных (кроме показателей экономической активности) макроэкономических переменных в кривой Филлипса позволяет улучшить точность прогноза инфляции; в частности, для этой цели был построен индекс экономической активности, включающий 168 макроэкономических показателей.

В более поздней работе тех же исследователей [Stock, Watson, 2007] показано, что прогнозировать инфляцию в США с помощью кривой Филлипса стало сложнее, особенно в первое десятилетие XXI века, несмотря на то что инфляция с середины 1980-х стала менее волатильной.

В опубликованной через два года работе [Stock, Watson, 2009] проводился детальный анализ исследований за пятнадцать лет (с 1993 по 2008 год), в которых на основе кривой Филлипса строился прогноз для инфляции в США. Обзор результатов этих исследований позволил авторам сделать вывод, что прогноз на основе кривой Филлипса оказывается лучше одномерных бенчмарк-моделей только в отдельных эпизодах, соответствующих периодам существенного (более чем в 1,5 п.п.) отклонения фактической безработицы от естественного уровня.

Наконец, в работе 2010 года этих же авторов рассматриваются последствия мирового экономического кризиса для моделирования инфляции [Stock, Watson, 2010]. Авторы показывают, что

вопреки устоявшемуся в литературе мнению об изменчивости коэффициентов в кривой Филлипса для США связь между инфляцией и индикатором «рецессионного разрыва безработицы» оказывается стабильной. В исследовании показано также, что в периоды экономических спадов прогнозы инфляции на основе линейных факторных моделей (с разрывом выпуска, безработицы и т. д.) оказываются точнее, чем прогнозы, полученные в рамках одномерных технических моделей.

В работе [Сапова, 2007] сравнивались прогностические способности теоретических и технических моделей при прогнозировании инфляции в странах большой семерки. Установлено, что даже двумерные модели (с одной объясняющей переменной) с теоретически обоснованными показателями по прогнозным свойствам превосходят одномерные бенчмарк-модели на средне- и долгосрочном горизонте прогнозирования.

В практике краткосрочного прогнозирования инфляции центральных банков, как правило, применяются различные подходы. Так, Европейский центральный банк использует следующие модели: (а) авторегрессии и распределенного лага (ADL) с меняющейся во времени трендовой инфляцией, (б) авторегрессии и распределенного лага с меняющимися во времени коэффициентами и стохастической волатильностью, (с) стандартную кривую Филлипса с постоянными коэффициентами для фактической инфляции⁴. Часто для целей краткосрочного прогнозирования строятся отдельные прогнозы для дезагрегированных компонентов инфляции. В частности, такая практика с использованием методики комбинирования прогнозов существует в Банке России⁵, схожий подход применяется при прогнозировании инфляции в Латвии [Bessonovs, Krasnopjorovs, 2021].

При краткосрочном прогнозировании инфляции активно используются также факторные модели. Так, в работе сотрудника Центрального банка Словении [Krušec, 2007] строится динамическая факторная модель (с тремя факторами), однако автор приходит к выводу, что разница между VAR и факторной моделью не является статистически значимой.

Прогнозирование инфляции в российской экономике с использованием усреднения моделей рассматривалось в работе [Стырин, 2019]. Автор определил наиболее информативные предикторы инфляции в российской экономике в зависимости от горизонта

⁴ <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpops/ecb.op264~c8a3ee35b5.en.pdf>.

⁵ https://www.cbr.ru/Content/Document/File/16726/wps_14.pdf.

прогнозирования (от одного до шести месяцев) и показал, что точность прогноза с использованием метода усреднения прогнозов не превосходит точности прогнозов, полученных на основе бенчмарк-моделей. В работе [Сапова, 2017] для прогнозирования сезонно сглаженной инфляции в российской экономике применялась двумерная VAR-модель с инфляцией и безработицей с тремя лагами. В статье [Турунцева и др., 2014] лучшую точность при прогнозировании российской инфляции на шесть — двенадцать месяцев показали факторные модели с разными лагами первой главной компоненты и инфляции, а при прогнозном горизонте в три месяца ARIMA-модель и факторные модели оказались сопоставимы по точности.

В последние годы всё большую популярность приобретают модели прогнозирования инфляции, использующие нестандартные эконометрические техники: нейронные сети [Павлов, 2020], интернет-запросы [Петрова, 2019], методы машинного обучения [Байбуза, 2018], синтетические процедуры [Балацкий, Юревич, 2018]. Однако в рамках этих подходов оказывается затруднительной оценка вклада отдельных факторов в инфляцию, а также зачастую проблематичным является оперативное обновление прогноза.

1. Методика построения прогноза и используемые данные

Построение прогноза инфляции в российской экономике основывалось на моделях векторной авторегрессии. Формально VAR-модель в приведенной форме задается уравнением

$$Y_t = \alpha + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + u_t, \quad (1)$$

где Y_t — $n \times 1$ — вектор эндогенных переменных, α — $n \times 1$ вектор коэффициентов-констант, β_p — $n \times n$ матрица коэффициентов, u_t — $n \times 1$ вектор серийно некоррелированных случайных ошибок, p — порядок VAR-модели (глубина лага). В случае если временные ряды эндогенных переменных оказываются нестационарными, но между ними существует коинтеграция, от VAR-модели переходят к оцениванию VECM, которую можно представить уравнением

$$\Delta Y_t = \Pi Y_{t-1} + B_1 \Delta Y_{t-1} + B_2 \Delta Y_{t-2} + \dots + \beta_{p-1} \Delta Y_{t-p-1} + u_t, \quad (2)$$

где $\Pi = \alpha\beta'$, $\beta - (n \times r)$ — матрица коинтегрирующих векторов, n — количество эндогенных переменных, r — количество коинтеграционных соотношений, $\alpha - (n \times r)$ — матрица оценок коэффициентов.

Российскую экономику можно отнести к малой открытой, поэтому при прогнозировании инфляции логичным представляется использование переменных, характеризующих ценовое давление со стороны спроса, позволяющих оценить эффект переноса валютного курса в цены и учитывающих степень жесткости денежно-кредитных условий. Как правило, в этот набор включают разрыв выпуска (или разрыв безработицы либо другой показатель, характеризующий положение выпуска в экономике относительно потенциального уровня), изменение курса рубля (к доллару или к корзине валют торговых партнеров — номинальный эффективный валютный курс) и ставку процента, соответствующую операционной цели денежно-кредитной политики в случае, если используется режим таргетирования инфляции, либо другой инструмент монетарной политики, если используется другой режим.

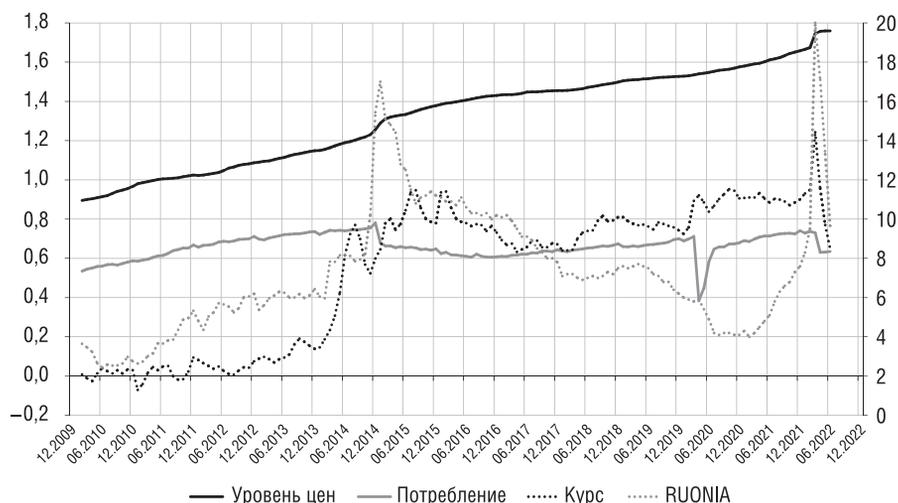
Для оперативного анализа и построения краткосрочных прогнозов (на горизонте до года) используются месячные данные, которые позволяют оперативно реагировать на изменения инфляционных тенденций и прочие шоки.

Часть используемых при оценивании модели переменных представлена в виде базисных индексов: ежемесячный уровень цен, курс рубля к доллару США (используется средний за месяц курс в прямой котировке, поэтому увеличение индекса соответствует ослаблению национальной валюты), а также ежемесячный показатель, характеризующий динамику потребительского спроса (на основе оборота розничной торговли и платных услуг населению). Алгоритм построения последней переменной заимствован из аналитических материалов Банка России⁶ и состоит из следующих шагов: строится базисный индекс оборота розничной торговли и платных услуг населению, проводится сезонное сглаживание этих показателей, для сезонно сглаженных показателей рассчитывается средневзвешенное значение, где весами выступают доли объемов розничных продаж и платных услуг населению в сумме розничных продаж и платных услуг. В качестве переменной, характеризующей условия денежно-кредитной политики, использовался уровень среднемесячной ставки на межбанковском рынке RUONIA⁷. Все переменные (кроме ставки процента) представлены в логарифмах, что позволит в случае перехода к разностям интерпретировать их в темпах роста. Данные по инфляции, обороту розничной торговли и платным услугам населению

⁶ https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/32260/2021_02_ddcp.pdf.

⁷ https://www.cbr.ru/hd_base/ruonia/ruonia/.

брались с сайта Росстата⁸, статистика по курсу рубля и ставки RUONIA — с сайта Банка России (расчет среднемесячных значений ставки RUONIA осуществлялся автором настоящей статьи на основе ежедневных значений этого показателя⁹). Динамика используемых в модели показателей приведена на рис. 1.



Источники: расчеты автора на основе: <https://rosstat.gov.ru/compendium/document/50802>; https://www.cbr.ru/statistics/macro_itm/.

Рис. 1. Динамика эндогенных переменных модели (левая ось — уровень цен, потребление, курс, в логарифмической шкале; правая ось — ставка RUONIA, %), декабрь 2009 — декабрь 2022 года

Fig. 1. Dynamics of Endogenous Variables (Left Scale — Price Level, Consumption, and Exchange Rate on a Logarithmic Scale; Right Scale — RUONIA, %), December 2009 - December 2022

Оценивание модели проводилось на месячных данных, охватывающих период с января 2010 года по июнь 2022-го. Начало выборки обусловлено желанием сохранить как можно больше наблюдений, исключить из рассмотрения период мирового финансового кризиса 2008–2009 годов и иметь на большей части выборки режим инфляционного таргетирования.

Внутри рассматриваемого отрезка было несколько эпизодов с высокой инфляцией: декабрь 2014-го — февраль 2015-го, март 2022-го. Для учета этих эпизодов вводились две фиктивные переменные: D_{14} принимает значение 1 в декабре 2014-го — феврале 2015-го, 0 — в остальное время; D_{22} принимает значение 1 в марте 2022-го, 0 — в остальное время.

⁸ <https://rosstat.gov.ru/compendium/document/50802>.

⁹ Исходные данные и код для оценивания и прогнозирования доступны по адресу: https://drive.google.com/drive/folders/1ctmwJNIR5sPqogZ_77b8UvjeDGEGPJFb?usp=sharing.

2. Результаты

На первом этапе используемые временные ряды базисных индексов проверялись на стационарность с помощью тестов Дики — Фуллера и Филлипса — Перрона. Тесты на стационарность оказываются не в состоянии отклонить нулевую гипотезу о наличии единичного корня практически во всех временных рядах (табл. 1).

Т а б л и ц а 1

Результаты тестирования рядов на стационарность

T a b l e 1

Stationarity Test Results

	Тест Дики — Фуллера	Н0: нестационарный на 5-процентном уровне значимости	Тест Филлипса — Перрона	Н0: нестационарный на 5-процентном уровне значимости
Уровень цен (Price)	-1,908	Не отклоняется	-4,029	Не отклоняется
Потребление (Cons)	-2,6056	Не отклоняется	-21,38	Отклоняется
Курс (Exchange)	-1,0603	Не отклоняется	-5,9817	Не отклоняется
Межбанковская ставка (RUONIA)	-1,8165	Не отклоняется	-11,418	Не отклоняется

Ввиду нестационарности исходных временных рядов осуществлялся переход к модели векторной коррекции ошибок (VECM). Наличие коинтеграции проверялось на основе процедуры Йохансена. Глубина лага определялась с помощью информационных критериев.

Критерий Акаике указывал на использование четырех лагов, а Ханнана — Куиннана и Шварца — на использование двух. В дальнейшем наличие коинтеграции исследовалось для VAR-модели на месячных данных с двумя лагами.

Результаты теста Йохансена, представленные в табл. 2, указывают на наличие не менее одного коинтегрирующего соотношения (расчетное значение оказывается меньше критического на 5-процентном уровне значимости, что приводит к невозможности отклонения нулевой гипотезы). При этом гипотезы о наличии двух и трех коинтеграционных соотношений на 5-процентном уровне значимости также не отклоняются. Поэтому в дальнейшем будут рассматриваться три версии модели — для одного, двух и трех коинтеграционных соотношений.

Значения коэффициентов коинтеграционных векторов в зависимости от их количества в модели приведены в табл. 3. В модели с одним коинтеграционным соотношением знаки коэффициентов перед факторами инфляции соответствуют экономической интуи-

Т а б л и ц а 2

Результаты теста на коинтеграцию

T a b l e 2

Cointegration Test Results

Нулевая гипотеза коинте- грационных векторов не менее	Расчетное значение статистики	Критическое значение статистики		
		10-процентный уровень значимости	5-процентный уровень значимости	1-процентный уровень значимости
3	7,88	7,52	9,24	12,97
2	12,83	13,75	15,67	20,20
1	20,83	19,77	22,00	26,81
0	135,84	25,56	28,14	33,24

ции: рост потребления и обесценение курса приводят к росту цен, а повышение ставки процента — к снижению. Схожая ситуация наблюдается и для двух коинтеграционных соотношений: первое уравнение можно интерпретировать как один из вариантов кривой Филлипса для открытой экономики, в которой уровень цен отрицательно связан со ставкой процента и положительно — с обесценением курса, а второе уравнение связывает потребление и ставку процента (отрицательной связью) и соответствует уравнению Эйлера в экономической теории. Наконец, в случае трех коинтеграционных соотношений получаются три уравнения долгосрочной отрицательной связи между ценами, потреблением, курсом и ставкой процента. Знаки в этих уравнениях также соответствуют экономической интуиции: при увеличении ставки снижаются потребление и уровень цен, а также укрепляется курс.

Т а б л и ц а 3

Коинтеграционные соотношения

T a b l e 3

Cointegration Relationships

Количество коинтеграционных соотношений	Уровень цен	Потребление	Курс	RUONIA
1	1	-1,23	-0,65	0,03
2	1	0	-0,68	0,05
	0	1	-0,02	0,01
3	1	0	0	0,33
	0	1	0	0,02
	0	0	1	0,42

Три оцененные VECM-модели позволяют построить прогноз исходных показателей, в частности логарифма уровня цен, а затем перейти к прогнозу инфляции.

На рис. 2 приведены прогнозные траектории годовой инфляции на июль — декабрь 2022 года для одного, двух и трех коинтеграционных соотношений.



Источник: расчеты автора на основе: <https://rosstat.gov.ru/compendium/document/50802>.

Рис. 2. Прогноз годовой инфляции на конец 2022 года для разного количества коинтеграционных соотношений (%)

Fig. 2. Inflation Forecast at the End of 2022 for Varying Numbers of Cointegration Vectors (%)

Поскольку прогнозы модели для двух и трех коинтеграционных соотношений очень близки (10,13 и 10,17% на конец 2022 года соответственно), то на рис. 2 их траектории совпадают. В то же время прогноз модели для одного коинтеграционного соотношения оказывается ниже и к декабрю 2022 года достигает 9,04%, что кажется весьма оптимистичным сценарием и предполагает дальнейшее падение потребительского спроса и укрепление рубля. В дальнейшем при проверке качества прогноза на вневыборочных данных будет использоваться модель с двумя коинтеграционными соотношениями, так как они имеют логичную экономическую интерпретацию (кривая Филлипса и уравнение Эйлера) и краткосрочный прогноз этой модели практически не отличается от прогноза модели с тремя коинтеграционными соотношениями.

Прогноз годовой инфляции (построенный на основе месячных сезонно сглаженных значений), а также месячной сезонно сглаженной (SA) инфляции и трехмесячной скользящей средней сезонно сглаженной аннуализированной инфляции (3mmaSAAR), полученный на основе оцененной VECM-модели с двумя коинтеграционными соотношениями на месячных данных, приведен в табл. 4.

Построенная модель довольно точно спрогнозировала инфляцию в июле и августе: фактические значения составили 15,10 и 14,30%, а прогнозные — 15,17 и 14,14%. В осенние месяцы го-

Т а б л и ц а 4

Прогноз инфляции из VECM (%), 2022 год

T a b l e 4

VECM Inflation Forecast (%), 2022

Месяц	Инфляция за прошедшие 12 месяцев	Месячная сезонно сглаженная инфляция	Трехмесячная скользящая средняя сезонно сглаженная аннуализированная инфляция
Январь	8,73	0,71	8,97
Февраль	9,15	0,96	9,52
Март	16,69	7,31	51,38
Апрель	17,83	1,22	53,69
Май	17,10	0,25	50,61
Июнь	15,90	-0,06	6,02
Июль	15,17	-0,14	0,21
Август	14,14	-0,17	-1,45
Сентябрь	12,93	-0,14	-1,77
Октябрь	11,68	-0,07	-1,50
Ноябрь	10,74	-0,01	-0,87
Декабрь	10,13	0,05	-0,13

Примечание. Курсивом выделены прогнозные значения.

довая инфляция продолжит замедляться из-за выхода из базы расчета высоких значений сентября, октября и ноября прошлого года¹⁰. При этом показатель сезонно сглаженной инфляции в сентябре — ноябре прогнозируется в отрицательной зоне. К концу года ожидается замедление годовой инфляции до 10,1%. Причины столь быстрого замедления инфляции на прогнозном горизонте — в укреплении курса рубля и значительном снижении уровня потребления, а также в компенсационных эффектах инфляционного шока, произошедшего в марте (табл. 4).

Наличие в модели фиктивной переменной на эпизод инфляционного всплеска в марте 2022 года позволяет оценить вклад в мартовскую инфляцию нетипичного (не обусловленного динамикой используемых в модели факторов) поведения цен. Большая часть мартовского инфляционного шока была связана с резко возросшей стоимостью доставки конечных и промежуточных товаров из-за разрыва существующих логистических цепочек и необходимости выстраивания новых. Ожидая роста издержек, связанных с доставкой товаров, розничные продавцы заложили их в цены потребительских товаров уже в марте. Количественная оценка этого вклада имеет определенный практический интерес, так как

¹⁰ Месячная инфляция в сентябре 2021 года составляла 0,6%, в октябре — 1,1%, в ноябре — 1,0%.

позволит выделить в текущей инфляции вклад этого разового фактора. Один из способов квантификации этого эффекта состоит во включении в модель фиктивной переменной.

Для уравнения инфляции в VECM-модели коэффициент перед фиктивной переменной D_{22} оказался статистически значимым и равным 0,0663. Поскольку зависимая переменная представляет собой логарифм базисного индекса, полученную оценку можно интерпретировать как оценку вклада фиктивной переменной в месячную инфляцию. Таким образом, из 7,41% сезонно сглаженной мартовской инфляции 6,63 п.п. приходится на фиктивную переменную, а 0,78 п.п. — на влияние факторов внутри модели. Значит, около 6,6 п.п. мартовской инфляции не связаны с изменением макроэкономических переменных, используемых в модели (потребление, курс, ставка), а объясняются другими факторами, прежде всего ростом издержек на доставку товаров.

3. Проверка устойчивости и обсуждение результатов

Точность прогноза, полученного на основе VECM-модели, сравнивалась с техническими бенчмарк-моделями одномерных временных рядов: случайного блуждания (RW), авторегрессии первого порядка (AR(1)) и автоматически подбираемой моделью $auto\ ARIMA(p, d, q)$. Критерием сравнения был корень из среднеквадратической ошибки RMSE. Сравнение проводилось на вневыборочных (out of sample) данных. Для этого выборка была разделена на две части — тренировочную (на которой оценивались параметры модели) и тестовую (на которой производилось сравнение прогнозных значений инфляции с фактическими). В качестве тестовой выборки использовались последние шесть точек (январь — июнь 2022 года). В случае если горизонт прогнозирования оказывался меньше полугода, к примеру три месяца, то строились четыре прогноза на три месяца вперед начиная с декабря, января, февраля и марта, для каждого из прогнозов рассчитывалась RMSE, а затем проводилось их усреднение.

Метрики качества прогноза при использовании различных бенчмарк-моделей приведены в табл. 5.

Из табл. 5 следует, что точность прогноза на основе предложенной модели на 15–35% выше точности одномерных бенчмарк-моделей на горизонте прогнозирования одного, двух и трех месяцев и примерно сопоставима с точностью прогноза бенчмарк-

Т а б л и ц а 5

Сравнение точности вневыборочного прогноза инфляции

T a b l e 5

Out-of-Sample Inflation Forecast Accuracy

Модель	Один месяц	Два месяца	Три месяца	Шесть месяцев	Один месяц	Два месяца	Три месяца	Шесть месяцев
VECM	20,6	29,5	40,7	33,3	100,0	100,0	100,0	100,0
RW	27,1	39,7	52,7	32,0	131,4	134,4	129,5	95,9
AR1	24,9	35,2	47,2	32,2	120,6	119,1	115,9	96,5
Auto ARIMA	29,8	39,6	47,0	31,5	144,6	134,2	115,6	94,3

моделей на горизонте прогнозирования полгода. Таким образом, в текущих условиях волатильной инфляции и быстро меняющегося информационного множества факторная векторная модель коррекции ошибок позволяет оперативно получать качественные краткосрочные прогнозы инфляции, которые можно использовать при принятии решений по ключевой ставке.

На основе построенной VECM-модели был проведен эксперимент по ежемесячному прогнозированию инфляции с декабря 2021 года по июнь 2022-го на основе имеющихся на момент прогнозирования статистических данных¹¹. В используемых данных присутствуют показатели, исторические значения которых регулярно пересматриваются Росстатом (оборот розничной торговли и объем платных услуг населению), поэтому при прогнозировании использовались значения этих показателей, актуальные на момент построения прогноза (винтажные данные, подробнее о винтажах в работе сотрудников Банка России [Mamedli, Shibitov, 2021]). Прогнозные траектории годовой инфляции представлены на рис. 3.

Из рис. 3 следует, что, основываясь на данных за полный 2021 год и январь 2022-го, модель прогнозировала возвращение годовой инфляции к 4% в конце 2022 года. Данные за февраль (особенно за последнюю неделю) привели к сдвигу прогнозной траектории примерно на 1,5 п.п. по сравнению с декабрьской, но и на их основе нельзя было спрогнозировать инфляционный всплеск с помощью факторной модели. Вышедшая в конце апреля статистика за март привела к кардинальному пересмотру прогноза, который предполагал превышение планки в 20% в середине 2022 года и незначительное замедление годовой ин-

¹¹ Из-за лага примерно в один месяц (после отчетного) в выходе статистики прогноз на массиве данных из n -го месяца на самом деле делается в конце n -го + 1 месяца. Так, прогноз из массива данных за июнь 2022 года можно сделать не ранее 27 июля 2022-го.

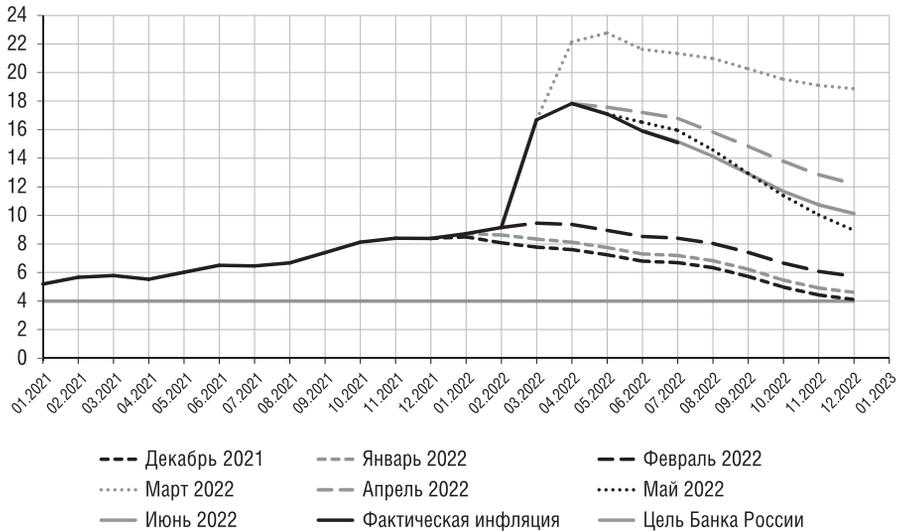


Рис. 3. Прогнозные траектории годовой инфляции (%), декабрь 2021 – июнь 2022 года

Fig. 3. Forecast Paths for Year-on-Year Inflation (%), December 2021 - June 2022

фляции к концу года, что согласуется с консенсус-прогнозом аналитиков, который формировался примерно в то же время¹². Однако уже через месяц (после выхода апрельской статистики) модельный прогноз по инфляции существенно снизился — до 12,2% к концу 2022-го, а вышедшие статистические данные за май и июнь привели к сдвигу прогноза вниз еще примерно на 2 п.п. — до 10,1%. Столь быстрое замедление инфляции на прогнозном горизонте, вероятнее всего, стало одной из причин стремительного снижения ключевой ставки с 20% в начале апреля до 8% к концу июля.

Заключение

В статье построена и оценена факторная модель общей инфляции на месячных данных. На ее основе предложен краткосрочный прогноз общей инфляции в российской экономике. Результаты указывают на продолжение снижения инфляционного давления. Так, краткосрочный прогноз предполагает замедление инфляции в декабре 2022 года до 10,1% в годовом выражении, а средняя инфляция в 2022 году прогнозируется на уровне 13,4%. Причины

¹² https://www.cbr.ru/analytics/dkp/inflationary_expectations/Infl_exp_22-04/.

столь стремительного замедления инфляции заключаются в укреплении курса рубля во второй половине марта — начале июня (после достигнутых в начале марта исторических минимумов), снижении потребительского спроса, росте процентных ставок и замедлении потребительского кредитования, а также компенсационных эффектах вследствие инфляционного шока в марте 2022 года, который оценивается в 6–7%.

Точность прогноза VECM-моделей в текущих условиях (высокой волатильности инфляции) оказывается выше, чем точность одномерных бенчмарк-моделей на горизонте одного — трех месяцев. Построенные на основе предложенной VECM-модели прогнозы на винтажных данных в период с декабря 2021 года по июнь 2022-го оказываются близкими по значению к консенсус-прогнозам аналитиков и Банка России, формируемым на сопоставимом информационном множестве. Факторная векторная модель коррекции ошибок в условиях быстро меняющихся инфляционных тенденций позволяет оперативно получать относительно точный краткосрочный прогноз инфляции, что может использоваться для поддержки принятия решений в сфере денежно-кредитной политики.

Литература

1. Байбуза И. Прогнозирование инфляции с помощью методов машинного обучения // Деньги и кредит. 2018. Т. 77. № 4. С. 42–59.
2. Балацкий Е. В., Юревич М. А. Прогнозирование инфляции: практика использования синтетических процедур // Мир новой экономики. 2018. Т. 12. № 4. С. 20–31.
3. Павлов Е. Прогнозирование инфляции в России с помощью нейронных сетей // Деньги и кредит. 2020. Т. 79. № 1. С. 57–73.
4. Петрова Д. А. Прогнозирование инфляции на основе интернет-запросов // Экономическое развитие России. 2019. Т. 26. № 11. С. 55–62.
5. Сапова А. К. Прогнозирование инфляции на основе индекса потребительских цен с учетом влияния сезонного фактора // Статистика и экономика. 2017. № 6. С. 46–58.
6. Стырин К. Прогнозирование инфляции в России методом динамического усреднения моделей // Деньги и кредит. 2019. Т. 78. № 1. С. 3–18.
7. Турунцева М. Ю., Астафьева Е. В., Петренко В. Д. Прогнозирование инфляции: эмпирика и реальность // Экономика. Налоги. Право. 2014. № 1. С. 53–57.
8. Bessonovs A., Krasnopjorovs O. Short-Term Inflation Projections Model and its Assessment in Latvia // Baltic Journal of Economics. 2021. Vol. 21. No 2. P. 184–204.
9. Canova F. G-7 Inflation Forecasts: Random Walk, Phillips Curve or What Else? // Macroeconomic Dynamics. 2007. Vol. 11. No 1. P. 1–30.
10. Krušec D. Short Term Inflation Projections for Slovenia: Comparing Factor Models with AR and VAR Models // Banka Slovenije. Prikazi in analize. 2007. No XIV/1. P. 57–75.
11. Mamedli M., Shibtov D. Forecasting Russian CPI with Data Vintages and Machine Learning Techniques. Bank of Russia Working Papers. 2021.
12. Sims C. A. Macroeconomics and Reality // Econometrica. 1980. Vol. 48. No 1. P. 1–48.

13. Stock J. H., Watson M. W. Forecasting Inflation // *Journal of Monetary Economics*. 1999. Vol. 44. No 2. P. 293–335.
14. Stock J. H., Watson M. W. Modeling Inflation After the Crisis. NBER Working Papers. No 16488. 2010.
15. Stock J. H., Watson M. W. Phillips Curve Inflation Forecasts // *Understanding Inflation and the Implications for Monetary Policy* / J. Fuhrer, Y. Kodrzycki, J. Little, G. Olivei (eds.). Cambridge MA: MIT Press, 2009. P. 99–202.
16. Stock J. H., Watson M. W. Why Has US Inflation Become Harder to Forecast? // *Journal of Money, Credit and Banking*. 2007. Vol. 39. No S1. P. 3–33.

References

1. Baybuza I. Prognozirovanie inflyatsii s pomoshchyu metodov mashinnogo obucheniya [Inflation Forecasting Using Machine Learning Methods]. *Den'gi i kredit [Russian Journal of Money and Finance]*, 2018, vol. 77, no. 4, pp. 42–59. DOI:10.31477/rjmf.201804.42. (In Russ.)
2. Balatskiy E. V., Yurevich M. A. Prognozirovanie inflyatsii: praktika ispol'zovaniya sinteticheskikh protsedur [Inflation Forecasting: The Practice of Using Synthetic Procedures]. *Mir novoy ekonomiki [The World of New Economy]*, 2018, vol. 4, pp. 20–31. DOI:10.26794/2220-6469-2018-12-4-20-31. (In Russ.)
3. Pavlov E. Prognozirovanie inflyatsii v Rossii s pomoshchyu neyronnykh setey [Forecasting Inflation in Russia Using Neural Networks]. *Den'gi i kredit [Russian Journal of Money and Finance]*, 2020, vol. 79, no. 1, pp. 57–73. DOI:10.31477/rjmf.202001.57. (In Russ.)
4. Petrova D. A. Prognozirovanie inflyatsii na osnove internet-zaprosov [Inflation Forecasting Based on Internet Search Queries]. *Ekonomicheskoe razvitiye Rossii [Russian Economic Developments]*, 2019, vol. 26, no. 11, pp. 55–62. (In Russ.)
5. Sapova A. K. Prognozirovanie inflyatsii na osnove indeksa potrebitel'skikh tsen s uchedom vliyaniya sezonnogo faktora [Forecasting Inflation Based on the Consumer Price Index Taking into Account the Impact of Seasonal Factors]. *Statistika i ekonomika [Statistics and Economics]*, 2017, no. 6, pp. 46–58. DOI:10.21686/2500-3925-2017-6-46-58. (In Russ.)
6. Styrin K. Prognozirovanie inflyatsii v Rossii metodom dinamicheskogo usredneniya modeley [Forecasting Inflation in Russia Using Dynamic Model Averaging]. *Den'gi i kredit [Russian Journal of Money and Finance]*, 2019, vol. 78, no. 1, pp. 3–18. DOI:10.31477/rjmf.201901.03. (In Russ.)
7. Turuntseva M. Yu., Astafeva E. V., Petrenko V. D. Prognozirovanie inflyatsii: empirika i real'nost' [Inflation Forecasting: Empiricism and Reality]. *Ekonomika. Nalogi. Pravo [Economy. Taxes. Law]*, 2014, no. 1, pp. 53–57. (In Russ.)
8. Bessonovs A., Krasnopjorovs O. Short-Term Inflation Projections Model and its Assessment in Latvia. *Baltic Journal of Economics*, 2021, vol. 21, no. 2, pp. 184–204. DOI:10.1080/1406099X.2021.2003997.
9. Canova F. G-7 Inflation Forecasts: Random Walk, Phillips Curve or What Else? *Macroeconomic Dynamics*, 2007, vol. 11, no. 1, pp. 1–30. DOI:10.1017/S136510050705033X.
10. Krušec D. Short Term Inflation Projections for Slovenia: Comparing Factor Models with AR and VAR Models. *Banka Slovenije, Prikazi in analize*, 2007, no. XIV/1, pp. 57–75.
11. Mamedli M., Shibtov D. Forecasting Russian CPI with Data Vintages and Machine Learning Techniques. *Bank of Russia Working Papers*, 2021.
12. Sims C. A. Macroeconomics and Reality. *Econometrica*, 1980, vol. 48, no. 1, pp. 1–48. DOI:10.2307/1912017.
13. Stock J. H., Watson M. W. Forecasting Inflation. *Journal of Monetary Economics*, 1999, vol. 44, no. 2, pp. 293–335. DOI:10.1016/S0304-3932(99)00027-6.
14. Stock J. H., Watson M. W. Modeling Inflation After the Crisis. *NBER Working Papers*, no. 16488, 2010.

15. Stock J. H., Watson M. W. Phillips Curve Inflation Forecasts. In: Fuhrer J., Kodrzycki Y., Little J., Olivei G. (eds.). *Understanding Inflation and the Implications for Monetary Policy*. Cambridge MA, MIT Press, 2009, pp. 99-202.
16. Stock J. H., Watson M. W. Why Has US Inflation Become Harder to Forecast? *Journal of Money, Credit and Banking*, 2007, vol. 39, no. S1, pp. 3-33. DOI:10.1111/j.1538-4616.2007.00014.x.