

Проблемы прогнозирования

Наукастинг и прогнозирование основных российских макроэкономических показателей с помощью MFBVAR-модели

Никита Денисович Фокин*ORCID: 0000-0002-4058-7331*

Научный сотрудник Центра математического моделирования экономических процессов, РАНХиГС (РФ, 119571, Москва, пр. Вернадского, 82);
научный сотрудник, Институт экономической политики им. Е. Т. Гайдара (РФ, 125009, Москва, Газетный пер., 3–5, стр. 1)
E-mail: fokinikita@gmail.com

Аннотация

В работе тестируется качество наукастов и прогнозов российского ВВП и его компонентов (в постоянных и текущих ценах) с помощью модели байесовской векторной авторегрессии с данными смешанной частотности (MFBVAR), которая является одной из наиболее продвинутых прогнозных моделей временных рядов. Она позволяет работать с данными квартальной и месячной частоты в рамках единой VAR-модели месячной частоты в пространстве состояний и учитывать внутриквартальную динамику месячных показателей, что позволяет улучшать прогнозные свойства с поступлением новой месячной информации. Также эта модель является устойчивой к проблеме неровного (рваного) края, что особенно важно при прогнозировании в реальном времени. За счет байесовского подхода к оценке с априорным распределением типа Миннесота в модели может участвовать большое количество предикторов. В статье описываются три эксперимента по псевдодневвыборочному наукастингу и прогнозированию. Эксперименты различаются разной доступностью месячных данных. Показано, что эта модель позволяет существенно и статистически значимо улучшить качество наукастов и прогнозы на несколько шагов вперед для ВВП, потребления и переменных внешней торговли, а также некоторых других показателей относительно наивного бенчмарка, модели ARIMA и модели BVAR на квартальных данных. При этом тестовая выборка весьма репрезентативна и содержит два кризисных периода, а именно 2015 и 2020 годы. В оба кризиса модель достаточно точно оценивает масштабы спада и последующего восстановления экономической активности. При этом существенного улучшения качества прогнозов при поступлении новой информации не было диагностировано.

Ключевые слова: модели данных смешанной частотности, российская экономика, ВВП, потребление, инвестиции, экспорт, импорт.

JEL: C53.

Problems in Forecasting

Nowcasting and Forecasting Key Russian Macroeconomic Variables With the MFBVAR Model

Nikita D. Fokin

ORCID: 0000-0002-4058-7331

Research fellow, Russian Academy
of National Economy and Public Administration;^a
research fellow, Gaidar Institute
for Economic Policy;^b fokinikita@gmail.com

^a 82, Vernadskogo pr., Moscow, 119571, Russian Federation^b 3–5, str. 1, Gazetnyy per., Moscow, 1125993, Russian Federation**Abstract**

This paper examines the quality of nowcasts and forecasts for Russian GDP and its components (in constant and current prices) using a mixed-frequency Bayesian vector autoregression model (MFBVAR) which is currently one of the most advanced time series forecasting models. It enables use of quarterly and monthly frequency data within a single monthly frequency VAR model in a state-space form while taking into account the intra-quarter dynamics of monthly indicators; this approach improves forecasting accuracy when new monthly data is published. The MFBVAR model's resistance to the jagged edge problem is especially important for real-time forecasting, and it can incorporate a large number of predictors because of its Bayesian estimation with a Minnesota-type prior distribution. The paper sets up three experiments with differing availability of monthly data in order to test pseudo out-of-sample nowcasting and forecasting. The MFBVAR model exhibits statistically significant outperformance compared to a naive benchmark, as well as to ARIMA and quarterly BVAR models, in nowcasting and forecasting a few steps ahead for GDP, consumption and foreign trade variables. The test sample is also quite representative and covers two crisis periods, specifically 2015 and 2020. In both crises, the model accurately estimates the scale of the recession and recovery of economic activity. Nevertheless, there was no significant improvement in the quality of forecasts when new available monthly data was introduced.

Keywords: mixed frequency, mixed frequency data models, Russian economy, GDP, consumption, investments, export, import.

JEL: C53.

Введение

Модель MFVAR является логичной ступенью в эволюционной лестнице эконометрических прогнозных моделей временных рядов. Стандартные VAR-модели были непригодны для прогнозирования в условиях проклятия размерности (ситуации, когда число параметров близко или превышает число наблюдений). Модели байесовских векторных авторегрессий с априорным распределением вида Миннесота [Doan et al., 1984; Litterman, 1986] отчасти решают проблему проклятия размерности за счет стягивания (shrinkage) коэффициентов к априорным представлениям.

Однако байесовские VAR сталкиваются с проблемой неровного края, которая в контексте квартальных и месячных данных обычно решалась путем заполнения пропущенных значений простыми способами, например построением наивного прогноза на остаток квартала и последующим усреднением (или другой процедурой агрегации) месячных наблюдений в квартальные. По такому принципу работают, например, модели связующих уравнений (bridge equations). Этот подход, очевидно, имеет недостаток, состоящий в низком качестве (в силу простоты их построения) прогнозов недостающих значений, а следовательно, приводит к снижению качества прогнозов по модели, однако он является одним из выходов в ситуации, когда часть данных недоступна. Одним из решений проблемы неровного края является использование фильтра Калмана. В моделях на основе этого фильтра можно строить прогноз как ожидаемое значение переменной при условии доступности лишь части информации (см., например, [Camba-Mendez, 2012]). Эта проблема может быть решена с помощью моделей FAVAR (Factor Augmented Vector Autoregression) [Bernanke et al., 2005] или DFM (Dynamic Factor Model) [Doz et al., 2011; Giannone et al., 2008].

Во всех вышеперечисленных моделях итоговый прогноз квартальной переменной рассчитывается с помощью уравнения на квартальных данных. В работе на тему наукастинга российского ВВП [Поршаков и др., 2016] строится модель DFM, в которой факторы выделяются на основе метода главных компонент и имеют некоторую динамику согласно уравнению состояния на месячной частоте. Затем факторы усредняются из месячных в квартальные (путем вычисления выборочного среднего за три месяца соответствующего квартала), и оценивается прогнозное уравнение для темпа роста ВВП с помощью МНК. В таком случае внутривременная динамика месячных переменных не учитывается.

Непосредственно данные в разной частоте (квартальной и месячной) можно связывать с помощью моделей MIDAS [Ghysels et al., 2004]. Самая простая вариация MIDAS-модели является регрессией квартальной переменной на три месячных переменных, первая из которых содержит значения первых месяцев каждого квартала, вторая — значения вторых месяцев каждого квартала, а третья — значения третьих месяцев каждого квартала. В таком случае также возникает проблема проклятия размерности, которая в моделях MIDAS решается путем специфической параметризации уравнения, когда все параметры модели задаются с помощью некоторого полинома. Сами коэффициенты полинома задаются меньшим числом параметров, но модель, очевидно, теряет гибкость, так как коэффициенты ограничены. Однако проблема неровного края в MIDAS-модели может быть решена только построением отдельной модели для каждого варианта доступности месячных данных. В российской литературе MIDAS-модели уже использовались для наукастинга и краткосрочного прогнозирования реального ВВП в [Станкевич, 2020; Mikosch, Solanko, 2019].

MFBVAR в отличие от MIDAS не использует полиномиальную параметризацию. Модель представлена в виде пространства состояний на месячной частоте и позволяет получать наукасты и прогнозы квартальных переменных при любой доступности месячной информации (когда известны данные только за один, два или все три месяца квартала). Проблема неровного края решается за счет того, что модель имеет явную VAR-структуру на месячной частоте и на основе каждого из уравнений системы можно построить прогноз на недостающие месяцы. Кроме того, такой прогноз скорее будет более точным, чем какой-то простой прогноз по типу наивного или среднего. За счет байесовского подхода к оценке и используемого априорного распределения вида Миннесота эта модель может иметь большую размерность.

В российской литературе модель MFBVAR использовалась для наукастинга российского ВВП [Станкевич, 2020]. В модель включались следующие месячные показатели:

- 1) индекс промышленного производства (ИПП);
- 2) ИПП в добыче полезных ископаемых;
- 3) ИПП в обрабатывающих производствах;
- 4) ИПП в секторе «Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха»;
- 5) индекс реального объема сельскохозяйственного производства;

- 6) индекс реального объема работ, выполненных по виду деятельности «Строительство»;
- 7) ввод в эксплуатацию жилых домов;
- 8) коммерческий грузооборот транспорта;
- 9) индекс реального оборота розничной торговли.

В качестве конкурирующих рассматривались MIDAS-модели, которые также позволяют работать с данными смешанной частоты с помощью различных полиномиальных функций, ограничивающих число параметров модели. Для каждой месячной переменной строилась отдельная MIDAS-регрессия, а также MIDAS-модели с регуляризацией. В качестве тестовой выборки использовались две выборки длиной 10 точек (III квартал 2016 года — IV квартал 2018 года) и 20 точек (I квартал 2014 года — IV квартал 2018 года) соответственно. Автор пришел к выводу, что MFBVAR обладает наивысшим качеством прогноза на обеих тестовых выборках на основе средней абсолютной ошибки прогноза.

Модель MFBVAR хорошо себя зарекомендовала не только в плане точности прогнозов. В работе [McCracken et al., 2015] эта модель используется для наукастинга ВВП, в том числе структурного анализа, а именно построения импульсного отклика ВВП в ответ на дискреционный шок ДКП внутри квартала. Авторы включают в модели достаточно большой набор показателей, а именно: индексы PMI, показатели безработицы (как ее уровень, так и число обращений за пособием), количество отработанных часов в производственном секторе, индекс промышленного производства, объем розничной торговли, индексы потребительских цен, объем проданного жилья, индекс потребительской уверенности, доходы населения, эффективную ставку по федеральным фондам, цену на нефть WTI, индекс S&P500, различные спреды, объем торговли с основными валютами и другие.

Авторы приходят к выводу, что MFBVAR-модель демонстрирует наиболее высокую точность наукаста из рассмотренных, в том числе стандартных, эконометрических моделей, например AR-, VAR-моделей.

Статья [Carriero et al., 2015] посвящена построению байесовской модели для наукастинга ВВП в реальном времени с использованием данных по занятости, промышленному производству и финансовым показателям, таким как цена акций и процентные ставки. Помимо обычной модели авторы также рассматривали модель со стохастической волатильностью и получили существенное и статистически значимое повышение прогнозной силы относительно AR-модели.

В работе [Schorfheide, Song, 2015] сравнивалось качество прогнозов MFVAR и обычной квартальной VAR. Авторы пришли к выводу, что MFVAR дает более точные прогнозы в краткосрочном периоде, чем квартальная VAR, и их точность растет с увеличением объема доступной месячной информации. Однако на горизонте одного-двух лет выгода от использования месячной информации перестает увеличивать точность прогноза.

Таким образом, задача построения модели MFVAR для наукастинга и прогнозирования отечественных временных рядов оказывается весьма актуальной. Настоящая статья по сравнению с работой [Станкевич, 2020] отличается большим числом прогнозируемых переменных (14 квартальных переменных), большим числом месячных временных рядов, а также тестированием не только качества наукастов, но и качества прогнозов на пять кварталов вперед. В исследовании выборка является более гетерогенной и длинной, а помимо точечного сравнения прогнозов с бенчмарками на основе метрик (MAPE или RMSE) приведены также результаты теста [Diebold, Mariano, 2002] на наличие статистически значимого различия в качестве прогнозов.

Работа построена следующим образом. В первом разделе описывается MFVAR-модель, используемое априорное распределение и некоторые тонкости ее спецификации. Во втором разделе приведены используемые переменные. В третьем — специфицированы условия трех прогнозных экспериментов. В четвертом — изложены основные результаты работы.

1. MFVAR-модель

В этом разделе сформулирована модель байесовской векторной авторегрессии со смешанной частотностью [Schorfheide, Song, 2015] для квартальных и месячных данных. Пусть динамика системы описывается VAR(p) моделью на месячной частоте:

$$x_t = \phi + \Phi_1 x_{t-1} + \dots + \Phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim i. i. d. N(0, \Sigma), \quad (1)$$

где x_t — вектор из n рассматриваемых переменных, Φ_i — матрица параметров перед лагами глубины i , ϕ — вектор констант, ε_t — независимые нормально распределенные случайные величины с нулевым математическим ожиданием и ковариационной матрицей Σ .

Вектор x_t содержит как переменные на месячной частоте $x_{m,t}$ (пусть n_m — число переменных), так и ненаблюдаемые на месячной частоте переменные, публикуемые в квартальной частоте $x_{q,t}$ (n_q переменных), то есть $x_t = [x'_{m,t}, x'_{q,t}]$. Индексы q и m обозначают две категории переменных — публикуемые на квартальной и на

месячной основе соответственно. Индекс t является индексом времени на месячной частоте.

Эту модель можно переписать в виде модели VAR(1). Для этого обозначим $z_t = [x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-p+1}]$:

$$z_t = \pi + \Pi z_{t-1} + u_t, u_t \sim i. i. d. N(0, \Omega), \quad (2)$$

где π и Π — трансформированные матрицы коэффициентов, Ω — трансформированная ковариационная матрица.

Это уравнение является уравнением состояний (state equation), то есть уравнением перехода системы из одного состояния в другое. Пусть вектор y содержит в себе наблюдаемые переменные (как квартальные, так и месячные). Месячные переменные являются наблюдаемыми и связываются с соответствующими переменными вектора состояний простым соотношением $y_{m,t} = x_{m,t}$.

При условии, что число лагов в модели больше или равно трем, трехмесячное среднее квартальных переменных $\tilde{y}_{q,t}$ имеет вид:

$$\tilde{y}_{q,t} = \frac{1}{3}(x_{q,t} + x_{q,t-1} + x_{q,t-2}) = \Lambda_{qz} z_t. \quad (3)$$

Теперь запишем уравнение, которое связывает наблюдаемые квартальные переменные с трехмесячным средним:

$$y_{q,t} = M_{q,t} \tilde{y}_{q,t} = M_{q,t} \Lambda_{qz} z_t, \quad (4)$$

где $M_{q,t}$ — матрица из единиц и нулей (единица ставится, если момент времени t является последним месяцем квартала, ноль в ином случае, тогда вместо скользящего среднего по месяцам мы получим значение ряда в среднем за квартал), $y_{q,t}$ — вектор квартальных переменных (его размерность совпадает с длиной месячных временных рядов, однако в нем находятся пропущенные значения в точках, которые не являются последними месяцами квартала).

Существуют и альтернативные подходы к переходу из месячных данных в квартальные, например треугольная форма:

$$\tilde{y}_{q,t} = \frac{1}{9}(x_{q,t} + 2x_{q,t-1} + 3x_{q,t-2} + 2x_{q,t-3} + x_{q,t-4}). \quad (5)$$

В такой модели требуется минимальная глубина запаздываний, равная пяти. Формула (5) связывает, например, квартальные и месячные темпы роста к прошлому периоду. Стоит отметить, что в пакете, в котором производятся расчеты, нет способа получить временной ряд темпов роста в выражении квартал к аналогичному кварталу прошлого года из временного ряда темпов роста месяц к аналогичному месяцу предыдущего года. То есть при работе с рядами на квартальной частоте в темпах роста к аналогичному периоду прошлого года внутри модели участвуют искусственные

временные ряды, однако при прогнозировании, когда совершается переход из спрогнозированного месячного ряда в спрогнозированный квартальный, мы получаем исходный временной ряд.

Таким образом, в MFBVAR-модели все переменные участвуют на месячной частоте. Переменные, которые наблюдаются на месячной частоте, не подлежат преобразованию, а переменные, наблюдаемые в квартальной частоте, экстраполируются в месячную частоту внутри модели с помощью процедур фильтрации.

В качестве априорного распределения коэффициентов используется распределение Миннесота, в качестве априорного распределения ковариационной матрицы — обратное распределение Вишарта.

Рассмотрим модель следующего вида:

$$X = W\Gamma + E, \quad (6)$$

где $W = (W_1, \dots, W_T)'$, $W_t = (x'_{t-1}, \dots, x'_{t-p}, 1)'$, $E = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_T)'$, $\Gamma = (\Phi', \phi)'$.

Теперь запишем априорное распределение коэффициентов модели, условное на ковариационной матрице шоков (уравнения (7)–(9)):

$$\text{vec}(\Gamma) | \Sigma \sim N(\text{vec}(\bar{\Gamma}); \bar{\Sigma} \otimes \bar{\Xi}), \quad (7)$$

где vec — оператор векторизации матрицы, Σ — ковариационная матрица шоков, $\bar{\Xi}$ — матрица гиперпараметров ковариационной матрицы шоков, \otimes — кронекеровское произведение;

$$\bar{\Gamma} = (\text{diag}(\bar{\gamma}) 0_{n \times [(p-1)+1]})', \quad (8)$$

$$\xi_i = \begin{cases} \frac{\lambda_1^2}{(l\lambda_3 s_r)^2}, & \text{если } i = (l-1)n + r, \\ \lambda_4^2, & \text{если } i = np + 1 \end{cases}, \quad (9)$$

где ξ_i — диагональные элементы матрицы $\bar{\Xi}$, diag — оператор диагонализации, γ — априорное значение коэффициента авторегрессии на первом лаге, λ_1 — гиперпараметр всеобщего стягивания, λ_3 — гиперпараметр, отвечающий за увеличение дисперсии при более поздних лагах, λ_4 — априорное стандартное отклонение константы, s_r^2 — остаточная дисперсия AR(4) модели переменной r .

Ковариационная матрица, как было сказано ранее, априорно имеет обратное распределение Вишарта:

$$\Sigma \sim IW(S, \nu), \quad (10)$$

$$S = (\nu - n - 1) \times \text{diag}(s_1^2, \dots, s_n^2), \quad (11)$$

$$\nu = n + 2. \quad (12)$$

2. Описание используемых данных

В модели используются 14 квартальных и 19 месячных переменных, отражающих внешнеэкономическую среду, потребительскую активность, рынок труда, цены, курсы валют и др. Полный список представлен в табл. 1.

Т а б л и ц а 1

Список используемых переменных

T a b l e 1

Variables Used

Показатель	Частотность	Источник
Индекс потребительских цен, темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	Росстат
Индекс цен производителей промышленных товаров, темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	Росстат
Реальный эффективный обменный курс рубля, темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	FRED
Реальная заработная плата, темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	Росстат
Реальный оборот розничной торговли, темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	Росстат
Уровень безработицы, прирост за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	Росстат
Уровень занятости, прирост за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	Росстат
Индекс промышленного производства, темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	Росстат
Номинальный эффективный обменный курс рубля, темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	FRED
Курс рубля к доллару, темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года ^a	Месячная	Банк России
Денежная масса (M2), темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	Банк России
Процентная ставка MIACR сроком на 1 день ^b	Месячная	Банк России
Индекс РТС, темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	МОЕХ
Индекс мировой деловой активности IGREA ^c	Месячная	FRED
Цена на нефть марки <i>Brent</i> , темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года ^d	Месячная	FRED
Композитный опережающий индикатор (CLI) по странам ОЭСР	Месячная	OECD
Реальный объем работ по виду деятельности «Строительство»	Месячная	Росстат
Номинальная заработная плата, темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	Росстат
Номинальный оборот розничной торговли, темп роста за месяц к аналогичному месяцу предыдущего года	Месячная	Росстат
ВВП в постоянных ценах	Квартальная	Росстат
Потребление домохозяйств в постоянных ценах	Квартальная	Росстат
Валовое накопление в постоянных ценах	Квартальная	Росстат

О к о н ч а н и е т а б л и ц ы 1

Показатель	Частотность	Источник
Валовое накопление основного капитала в постоянных ценах	Квартальная	Росстат
Экспорт в постоянных ценах	Квартальная	Росстат
Импорт в постоянных ценах	Квартальная	Росстат
ВВП в текущих ценах	Квартальная	Росстат
Потребление домохозяйств в текущих ценах	Квартальная	Росстат
Валовое накопление в текущих ценах	Квартальная	Росстат
Валовое накопление основного капитала в текущих ценах	Квартальная	Росстат
Экспорт в текущих ценах	Квартальная	Росстат
Импорт в текущих ценах	Квартальная	Росстат
Экспорт в долларах	Квартальная	Банк России
Импорт в долларах	Квартальная	Банк России

^a Месячный курс рубля к доллару рассчитывается путем усреднения дневных значений.

^b Месячная ставка MIACR рассчитывается путем усреднения дневных значений.

^c См. [Kilian, 2009; 2019].

^d Месячная цена на нефть рассчитывается путем усреднения дневных значений.

Все показатели рассматриваются на периоде с I квартала 2000 года по IV квартал 2021 года. Большинство переменных используются в виде темпов роста к аналогичному кварталу или месяцу предыдущего года (в так называемой сезонной разности). Предварительная очистка данных от сезонности не производится, что делает модель пригодной для прогнозирования в реальном времени, как и проверки на стационарность временных рядов, поскольку в рамках BVAR-моделей можно работать с нестационарными временными рядами [Lütkepohl, 2005]. Однако все переменные, которые в уровнях могут быть нестационарными, берутся в темпах роста к соответствующему периоду предыдущего года (с целью удаления сезонности), что, скорее всего, приводит к тому, что все переменные в модели имеют нулевой порядок интегрированности.

3. Эксперименты по тестированию качества прогнозов

Для тестирования качества наукастов и прогнозов MFBVAR рассматриваются три эксперимента, которые отличаются разной доступностью месячных данных. Их доступность в рамках экспериментов согласуется с фактическим графиком публикации входящих в модель показателей. В первом эксперименте мы находимся в начале третьего месяца квартала. Например, в 2022 году Росстат опубликовал первую оценку ВВП за 2021 год 18 февраля 2022 года. Таким образом, в первом эксперименте считаются доступными за два первых месяца те данные квартала, которые публикуются в дневной частоте, а именно: ставка MIACR, ин-

декс РТС, цена на нефть *Brent*, обменный курс рубля к доллару. Статистика по реальному эффективному обменному курсу, номинальному эффективному обменному курсу, индексу IGREA, индексу CLI OECD доступна за первый месяц квартала. Данные по остальным месячным переменным неизвестны в этом квартале. Во втором эксперименте мы находимся уже в начале первого месяца следующего квартала, доступность месячных данных по каждой переменной возрастает на один месяц. В третьем эксперименте мы находимся в начале второго месяца следующего квартала, доступность месячных данных по каждой переменной также возрастает еще на один месяц.

В каждом эксперименте строятся псевдовневыборочные наукасты и прогнозы на пять шагов вперед. Тестовая выборка составляет 28 точек — с I квартала 2015 года по IV квартал 2021 года — и захватывает оба кризиса (2015 и 2020 годов). Масштабы спада в российской экономике в 2022 году было решено не прогнозировать по причине малого количества тестовых наблюдений на момент написания работы, а также последующих пересмотров Росстатом первичных оценок. Тренировочная выборка является скользящей, длиной в 14 лет. При построении наукаста на I квартал 2015 года модель оценивается с I квартала 2001 года (не с 2000-го, поскольку четыре точки пропадают из-за взятия сезонной разности) по IV квартал 2014 года. При построении наукаста на II квартал 2015 года выборка сдвигается вправо на одну точку, то есть начало тренировочной выборки датируется II кварталом 2001 года, а конец выборки — I кварталом 2015 года. При построении наукаста на IV квартал 2021 года тренировочная выборка начинается с I квартала 2008 года и заканчивается III кварталом 2020 года.

Такая процедура обусловлена наличием структурных сдвигов в российских временных рядах. Замедление долгосрочных темпов роста российской экономики в период мирового финансового кризиса [Полбин, Скроботов, 2016] имеет смысл учитывать при прогнозировании, так как это может повысить качество прогнозов на более длинных горизонтах [Фокин, 2021]. В настоящей работе не моделируются структурные сдвиги в рамках MFBVAR-модели, однако за счет скользящей тренировочной выборки более высокие темпы роста в начале выборки не участвуют в оценке при прогнозе на более поздние точки.

Для каждой квартальной переменной строится MFBVAR-модель, в которой участвует эта переменная и все месячные переменные. Другие квартальные переменные не включаются. Это делается, так как есть основания полагать, что добавление других квартальных переменных не улучшает прогноз целевой кварталь-

ной переменной. В связи с тем что даты публикации квартальных переменных близки, в рассматриваемых экспериментах не наблюдается ситуация, когда какая-то квартальная переменная известна и может улучшить наукаст другой квартальной переменной, значение которой еще не известно. Таким образом, формально имеется 14 MFVAR-моделей для каждой прогнозируемой квартальной переменной.

При построении прогнозов используются следующие значения гиперпараметров. Так как рассматриваются ряды в темпах роста к аналогичному периоду прошлого года, а они обладают сильной инерционностью, устанавливается достаточно высокое априорное значение AR1-коэффициента: $\bar{\gamma} = 0,7$. Значения остальных гиперпараметров устанавливаются следующими: $\lambda_1 = 0,01$, $\lambda_3 = 1$, $\lambda_4 = 100$ (см. формулы (8)–(9)). Число лагов выбирается с достаточным запасом ($p = 6$), чтобы избежать невключения значимых лагов.

Хотя значения гиперпараметров в целом выбраны стандартными (см., например, [Canova, 2011]), отсутствие процедуры перебора гиперпараметров по сетке (или другой процедуры их выбора) может быть подвергнуто определенной критике, в том смысле что модель с выбранными значениями может давать не лучшее качество прогнозов. Это действительно так, однако процедура выбора оптимальных значений не производится по нескольким причинам. Во-первых, это является вычислительно затратным. Расчет прогнозов на рассматриваемой тестовой выборке для одного эксперимента занимает несколько часов для одного фиксированного набора гиперпараметров. Перебор даже двух значений каждого гиперпараметра с учетом того, что всего их четыре, увеличит время вычислений в $2^4 = 16$ раз. Во-вторых, наиболее подходящим способом выборов гиперпараметров для прогнозной модели является их отбор на отложенной выборке (кросс-валидация). Это требует выделения наблюдений для отложенной выборки, которые не войдут в тестовую. Деление выборки на три части может быть нецелесообразным из-за малого количества точек в этих выборках (84 квартальные точки).

Помимо наивного прогноза, который играет роль основного бенчмарка, в работе также рассматривается качество прогнозов модели ARIMA и стандартной VAR-модели с распределением Миннесота на том же наборе данных, но с переменными на квартальной частоте. Выборка оценивания так же, как и в случае MFVAR, является скользящей. При построении наукастов на основе VAR-модели переменные, которые доступны в месячной частоте, рассчитываются исходя из информационного множества второго эксперимента.

Заметим, что при прогнозировании на основе байесовских моделей прогноз имеет свое собственное распределение. В настоящей работе в качестве точечного прогноза используется медиана распределения, а для расчета 68% доверительных интервалов — 16- и 84-процентные квантили распределения.

Все расчеты выполнены в пакете `mfvar` для языка R, описание пакета можно найти в [Ankargren, Yang, 2019].

4. Результаты

В табл. 2 представлены относительные RMSE прогнозов MFVAR к RMSE наивного прогноза (умноженные на 100) во втором эксперименте. Результаты первого и третьего экспериментов можно найти в приложении (табл. П1 и П2 соответственно). Также в таблицах представлены *p*-value теста Диболда — Мариано [Diebold, Mariano, 2002] с квадратичной функцией потерь.

Как видно из табл. 2, на шаге наукаста MFVAR показывает более качественный результат для всех показателей, кроме валового накопления в постоянных ценах, экспорта в постоянных ценах и валового накопления в текущих ценах. Для всех остальных шагов прогноза и показателей MFVAR превосходит наивный прогноз. Лучшее качество наукастинга MFVAR демонстрирует для ВВП в постоянных и текущих ценах, потребления домашних хозяйств в постоянных и текущих ценах (улучшение порядка 70% относительно наивного прогноза), а также для экспорта и импорта в долларах, текущих ценах и импорта в постоянных ценах (улучшение порядка 40–50%).

Помимо описанного точечного улучшения качества прогнозов, согласно результатам теста Диболда — Мариано, улучшение качества прогнозов оказывается статистически значимым для большого количества показателей. Для импорта в постоянных ценах, экспорта в постоянных ценах и экспорта в долларах статистически значимое улучшение качества MFVAR-модели относительно наивного прогноза во втором эксперименте наблюдается на всех шагах прогноза¹. Для импорта в долларах улучшение наблюдается на всех шагах прогноза кроме последнего. Для импорта в текущих ценах улучшение качества наблюдается на шаге наукаста, а также на 1-м, 4-м и 5-м горизонтах прогноза.

В случае ВВП в постоянных ценах улучшение наблюдается на 5–10-процентных уровнях значимости для наукаста и 1-го

¹ В большинстве случаев — на 5-процентном уровне значимости, реже — на 10-процентном, а иногда и на 1-процентном.

Т а б л и ц а 2

Относительные RMSE MFBVAR к наивному прогнозу
и результаты теста Диболда – Мариано, второй эксперимент

T a b l e 2

Relative RMSE of the MFBVAR From a Naïve Forecast
and Diebold – Mariano Test Results, Second Experiment

	ВВП в постоянных ценах	Потребление домашних хозяйств в постоянных ценах	Валовое накопление в постоянных ценах	Валовое накопление основного капитала в постоянных ценах
0 (наукаст)	30,8227**	29,1621**	122,1716	87,9256
1	57,974**	62,5823**	95,0854	58,6375***
2	71,8898*	74,0586	80,6158**	67,2224**
3	68,0583	64,7947	81,411***	68,1794**
4	77,6254	71,9758	79,8589	65,2749
5	75,2152	71,296	76,1328*	61,7855
	Экспорт в постоянных ценах	Импорт в постоянных ценах	ВВП в текущих ценах	Потребление домашних хозяйств в текущих ценах
0 (наукаст)	113,433	55,3322**	34,999**	30,7644**
1	100,8142	61,6829***	59,7428*	66,3295*
2	82,99	67,7944**	75,3789	78,3256
3	69,3659*	64,7823**	73,1325	71,46
4	88,2947	62,1557**	77,1122	81,4113
5	75,9419	59,5234*	77,5196	85,7659
	Валовое накопление в текущих ценах	Валовое накопление основного капитала в текущих ценах	Экспорт в текущих ценах	Импорт в текущих ценах
0 (наукаст)	119,4249	93,7985	63,052**	57,9585***
1	89,6549	65,2551**	64,2587**	69,0256**
2	82,2086***	74,5076*	72,9113*	73,1827
3	81,8774	79,7545	68,8457**	69,3602
4	86,1755	90,0654	66,5189**	70,0186*
5	93,2053	98,2987	63,2345**	71,9144**
	Экспорт в долларах	Импорт в долларах		
0 (наукаст)	56,8443**	45,3172***		
1	59,4885**	56,754***		
2	69,6731*	65,4536**		
3	67,7875*	62,8282**		
4	67,124**	60,109*		
5	61,8***	56,7131		

Примечание. *** — DM-test p -value < 0,1; ** — DM-test p -value < 0,05; * — DM-test p -value < 0,1.

и 2-го горизонтов прогноза. Для потребления в постоянных ценах наблюдается улучшение на шаге наукаста и первом шаге прогноза, аналогично — для ВВП и потребления в текущих ценах. Для показателей валового накопления в постоянных и текущих ценах, а также экспорта в постоянных ценах статистически значимое улучшение наблюдается лишь на отдельных горизонтах прогноза.

Что касается улучшения качества прогнозов при увеличении доступности информации, то при сравнении первого (табл. П1) и второго экспериментов наблюдается прирост качества (от 5 до 17 п.п.) для экспорта и импорта в текущих ценах и долларах. При сравнении второго и третьего экспериментов можно увидеть, что в третьем увеличивается точность прогнозов ВВП в постоянных ценах (на 5 п.п.), потребления домашних хозяйств в постоянных ценах (на 7 п.п.), импорта в постоянных ценах (4 п.п.), потребления домашних хозяйств в текущих ценах (на 4 п.п.), импорта в долларах (на 4 п.п.). Для остальных переменных и шагов прогноза результаты могут изменяться в любую сторону или практически не изменяться при сопоставлении экспериментов.

На рис. 1–3 визуализированы полученные наукасты и прогнозы для ВВП, потребления домашних хозяйств и импорта в постоянных ценах во втором эксперименте.

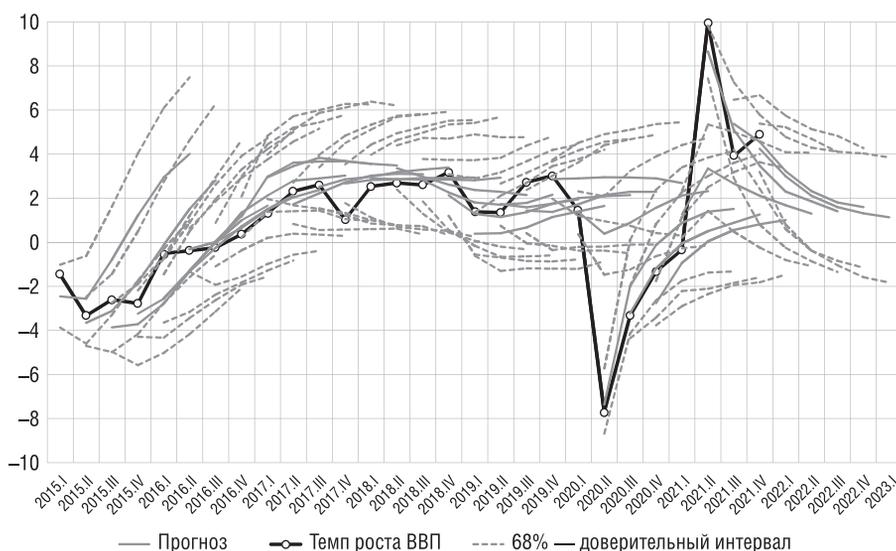


Рис. 1. Псевдовневыборочные наукасты и прогнозы темпов роста ВВП в постоянных ценах на тестовой выборке, второй эксперимент (%)

Fig. 1. Pseudo Out-Of-Sample Nowcasts and Forecasts of the GDP Growth Rate in Constant Prices in the Test Sample, Second Experiment (%)

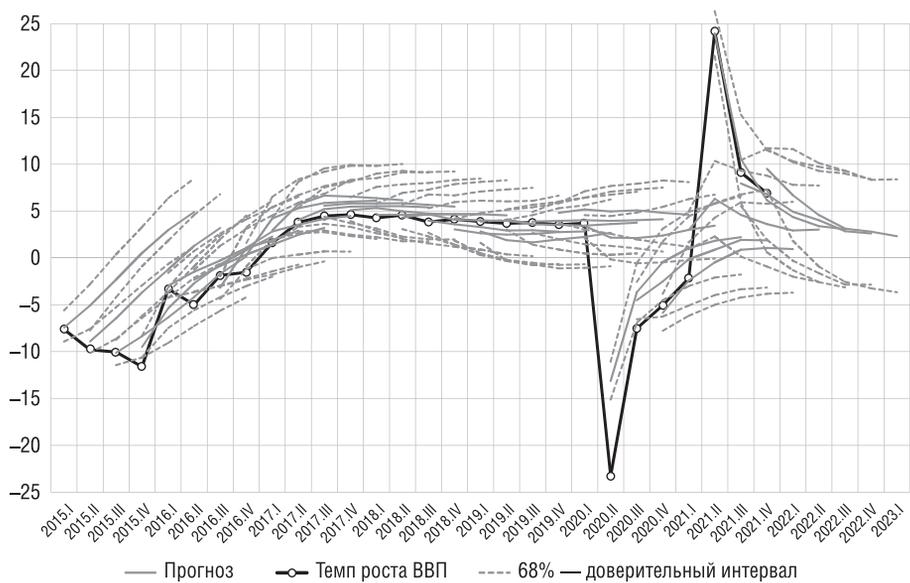


Рис. 2. Псевдовневыборочные наукасты и прогнозы темпов роста потребления домохозяйств в постоянных ценах на тестовой выборке, второй эксперимент (%)

Fig. 2. Pseudo Out-Of-Sample Nowcasts and Forecasts of the Household Consumption Growth Rate in Constant Prices in the Test Sample, Second Experiment (%)

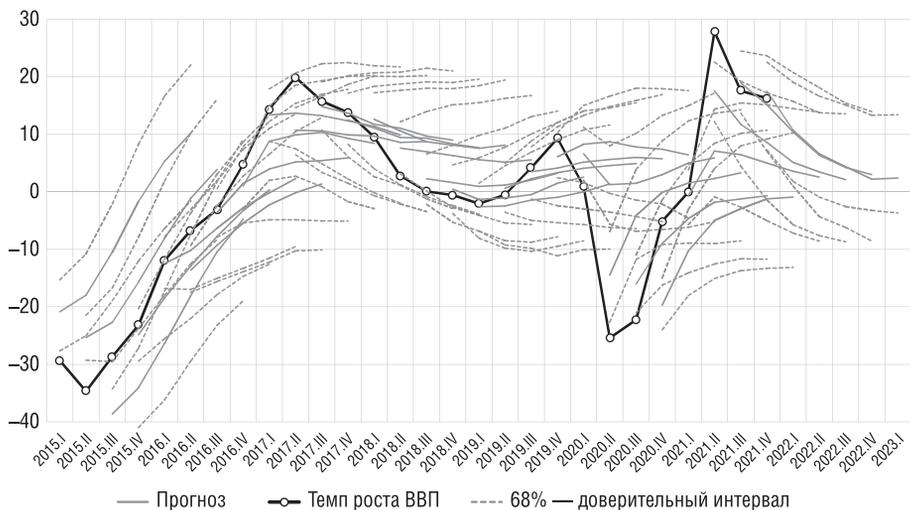


Рис. 3. Псевдовневыборочные наукасты и прогнозы темпов роста импорта в постоянных ценах на тестовой выборке, второй эксперимент (%)

Fig. 3. Pseudo Out-Of-Sample Nowcasts and Forecasts of the Import Growth Rate in Constant Prices in the Test Sample, Second Experiment (%)

Как видно из графиков, модель достаточно хорошо улавливает тенденцию движения временных рядов. В случае ВВП и потребления прогнозы в начале тестовой выборки кажутся несколько завышенными, что может быть следствием проблем структурных сдвигов в российской экономике, о которых было сказано ранее. Примечательно качество наукастов модели во время спада 2020 года и последующего восстановления. Например, спад ВВП во II квартале 2020 года оценен моделью практически точно и покрывается доверительным интервалом. В случае потребления модель оценивает спад в 15% при фактическом в 25%, что на самом деле является близким результатом с учетом беспрецедентности спада (ни в 2008–2009 годах, ни в 2015-м спада такого масштаба не наблюдалось) и исторической волатильности темпа роста потребления (спад во II квартале 2020 года составил около 3,5 стандартных отклонений темпа роста потребления). При этом модель весьма точно оценивает скорость восстановления потребления и ВВП (II квартал 2021 года). Похожая картина наблюдается и для импорта, хотя наукасты импорта менее точны, чем наукасты ВВП и потребления. Однако в случае импорта высокое качество демонстрируют прогнозы на несколько шагов вперед, что можно заметить в период ускорения темпов роста импорта (2016–2018 годы), а также последующего их замедления (2018–2020 годы).

Обратимся к табл. ПЗ и П4 с целью сопоставления качества прогнозов MFBVAR-модели с качеством прогнозов ARIMA- и квартальной BVAR-моделей. Модель ARIMA дает некоторое улучшение качества прогнозов относительно наивного прогноза, однако намного менее существенное, чем модель MFBVAR. Единственный показатель, для которого модель ARIMA дает более существенное улучшение — валовое накопление в постоянных ценах. На всех шагах прогноза, кроме первого, ARIMA дает статистически значимо более качественный прогноз относительно наивного прогноза. Также ARIMA дает статистически значимо более качественный прогноз импорта в долларах на всех шагах прогноза, а также экспорта в текущих ценах.

Модель BVAR демонстрирует менее качественные прогнозы, чем ARIMA, и, соответственно, менее качественные, чем MFBVAR. Незначительное точечное улучшение качества в сравнении с наивным прогнозом наблюдается на шаге наукаста для ВВП, потребления, инвестиций в основной капитал и импорта в постоянных ценах, ВВП, потребления, инвестиций в основной капитал в текущих ценах, а также импорта и экспорта в долларах. Также на не-

Т а б л и ц а 3

Относительные RMSE MFBVAR к наивному прогнозу и результаты теста
Диболда — Мариано, второй эксперимент, цены на нефть исключены

T a b l e 3

Relative RMSE of the MFBVAR From a Naïve Forecast and Diebold — Mariano Test Results,
Second Experiment With Oil Prices Excluded

	ВВП в постоянных ценах	Потребление домашних хозяйств в постоянных ценах	Валовое накопление в постоянных ценах	Валовое накопление основного капитала в постоянных ценах
0 (наукаст)	27,2966**	25,842**	120,7661	78,1868***
1	63,9748**	69,6204**	88,2236	66,7674***
2	72,1772*	74,6675	79,6655***	67,2195**
3	67,8619	64,6327	81,277***	67,5813*
4	76,7932	72,0145*	80,8362	64,8215
5	75,7942	70,9351	76,0298*	61,4746
	Экспорт в постоянных ценах	Импорт в постоянных ценах	ВВП в текущих ценах	Потребление домашних хозяйств в текущих ценах
0 (наукаст)	126,5365	58,7902**	41,621**	28,4836**
1	106,3632	63,1415***	74,7948	75,1918
2	87,4321	67,0064**	77,9852	79,0062
3	69,976*	64,154**	74,3127	71,8083
4	89,3649	60,5636*	77,4628	81,5264
5	74,2789	58,8543	77,0878	85,3253
	Валовое накопление в текущих ценах	Валовое накопление основного капитала в текущих ценах	Экспорт в текущих ценах	Импорт в текущих ценах
0 (наукаст)	114,1258	82,609*	80,1447	62,9229***
1	88,2196*	72,9966*	81,2785	74,2137*
2	81,1001***	76,5802*	77,1745	74,904
3	79,2495	79,3857	69,1976**	70,2736
4	87,9383	90,307	66,1117**	70,144*
5	94,474	99,1604	62,7921**	72,1385**
	Экспорт в долларах	Импорт в долларах		
0 (наукаст)	71,2287*	53,5383***		
1	75,3437*	61,7917***		
2	73,2737*	66,2171**		
3	69,3427*	63,2361**		
4	66,9295**	59,1355*		
5	61,4987***	55,7209		

Примечание. *** — DM-test p -value < 0,01, ** — DM-test p -value < 0,05, * — DM-test p -value < 0,1.

которых других шагах прогноза наблюдается точечное улучшение прогнозов для ряда этих показателей. Статистически значимое улучшение качества на основе DM-теста диагностируется только при наукасте экспорта в долларах.

Учитывая специфику российского кризиса 2022 года и очевидные проблемы прогнозирования в этой ситуации, которые обусловлены ее беспрецедентностью, сложностями моделирования эффекта санкций, а также сильно возросшими в первом полугодии ценами на нефть и другие энергоресурсы при экономическом спаде, может возникнуть вопрос о качестве прогнозов MFVAR-модели в данном сценарии. Так как моделирование эффекта санкций — задача, заслуживающая отдельного исследования, рассмотрим вопрос влияния наличия цен на нефть в модели на точность прогнозов. Практически все российские прогнозные модели учитывают цены на нефть, и их бурный рост должен завышать прогнозы ВВП и его компонентов. Однако модель MFVAR показывает аналогичные результаты прогноза на тестовой выборке, как с учетом цен на нефть, так и без их учета (табл. 3).

Как видно из табл. 3, для некоторых показателей исключение цен на нефть влечет за собой даже повышение качества наукаста в сравнении с аналогичным экспериментом в модели с наличием цен на нефть (табл. 2). Так, например, для экспорта и импорта в текущих и постоянных ценах, а также в долларах наукасты, полученные на основе модели без цен на нефть, оказываются более точными. Аналогичный результат наблюдается и для ВВП в текущих ценах. С ростом горизонта прогнозирования качество обеих моделей (с ценами на нефть и без) становится всё более схожим. На 5-м шаге прогноза обычно разница наблюдается лишь в первом знаке после запятой.

Из проведенного эксперимента можно сделать вывод, что использование модели MFVAR даже в текущих условиях высокой неопределенности дает весьма качественные прогнозы при растущих ценах на энергоносители. В отличие от стандартных моделей для прогнозирования российских макроэкономических показателей, в которых цены на нефть являются основным фактором, в модели MFVAR участвует большое количество переменных помимо сырьевых цен, которые содержат в себе информацию о внутреннем состоянии российской экономики и улучшают качество прогнозов.

Согласно результатам DM-теста статистически значимые улучшения прогнозов на отдельные горизонты наблюдаются также для всех показателей в модели без нефтяных цен.

Заключение

В работе было протестировано качество наукастов и прогнозов на несколько шагов вперед, построенных с помощью модели MFVAR. Качество прогнозов тестировалось для большого количества основных российских макроэкономических показателей, а именно ВВП и его основных компонентов (в текущих и постоянных ценах), а также долларовых экспорта и импорта. Были рассмотрены три эксперимента, отличающиеся разной доступностью месячных данных.

Показано, что модель MFVAR дает существенно более высокое качество прогнозов, чем базовый наивный прогноз, как на основе простого сравнения RMSE, так и на основе теста Диболда — Мариано. Модель MFVAR демонстрирует более высокое качество прогнозов по сравнению с моделями ARIMA и квартальной VAR. Наибольшее улучшение качества прогнозов у MFVAR-модели наблюдается для ВВП, потребления и показателей внешней торговли, что заметно в период 2020–2021 годов. На этом отрезке времени модель весьма точно предсказывает масштабы спада российской экономики, а также последующую динамику восстановления. При этом значительного и повсеместного улучшения качества наукаста за счет увеличения числа доступной месячной информации достигнуто не было.

В условиях прогнозируемого восстановления российской экономики в 2023-м и последующие годы, но с учетом высокой неопределенности, по причине которой вероятны и спад, и околонулевой экономический рост, эта модель может оказаться весьма полезной при прогнозировании российских макроэкономических показателей. В ее рамках используется большое количество временных рядов месячной частоты, что дает качественные наукасты даже при разнонаправленном движении сырьевых цен и внутренней экономической динамики в России. Это было продемонстрировано анализом качества прогнозов при исключении цен на нефть из модели.

В будущих исследованиях потенциально полезным представляется решение задачи выбора гиперпараметров модели для увеличения точности прогнозов, а также расширение набора используемых переменных месячной частоты.

Приложение

Таблица П 1

**Относительные RMSE MFBVAR к наивному прогнозу
и результаты теста Диболда — Мариано, первый эксперимент**

Table A 1

**Relative RMSE of the MFBVAR From a Naïve Forecast
and Diebold — Mariano Test Results, First Experiment**

	ВВП в постоянных ценах	Потребление домашних хозяйств в постоянных ценах	Валовое накопление в постоянных ценах	Валовое накопление основного капитала в постоянных ценах
0 (наукаст)	31,019**	29,2546**	124,6763	89,8209
1	58,0696**	62,4329**	93,5583	59,3731***
2	71,3275*	74,3928	79,7696**	67,3388**
3	68,505	64,9101	81,5919***	69,3342*
4	77,929	72,0936	80,0483	64,7234
5	76,412	71,1533	77,1429	61,254
	Экспорт в постоянных ценах	Импорт в постоянных ценах	ВВП в текущих ценах	Потребление домашних хозяйств в текущих ценах
0 (наукаст)	113,578	57,2479**	35,1148**	30,3498**
1	100,3889	61,2476***	59,729*	65,792*
2	82,5579	66,5217**	75,4552	77,7451
3	68,5684*	64,0138**	72,704	71,5133
4	88,4119	61,0991*	77,3154	81,5929
5	76,713***	59,1645	77,2034	85,4985
	Валовое накопление в текущих ценах	Валовое накопление основного капитала в текущих ценах	Экспорт в текущих ценах	Импорт в текущих ценах
0 (наукаст)	119,7769	99,2065	63,4844**	57,3017***
1	90,2393	66,3714**	64,1242**	68,1842**
2	81,0453***	74,608*	72,3216*	73,3275
3	82,2269	80,5824	67,5595**	69,1746
4	88,2276	90,3145	65,9555***	70,2959*
5	97,784	98,6714	63,0366**	72,6333**
	Экспорт в долларах	Импорт в долларах		
0 (наукаст)	56,0463**	45,6106***		
1	60,718**	57,0959***		
2	69,9384*	65,8688**		
3	68,2243*	62,8403**		
4	66,8477**	59,4722*		
5	60,8107***	56,071		

Примечание. *** — DM-test p -value < 0,01, ** — DM-test p -value < 0,05, * — DM-test p -value < 0,1.

Т а б л и ц а П 2

Относительные RMSE MFBVAR к наивному прогнозу
и результаты теста Диболда – Мариано, третий эксперимент

T a b l e A 2

Relative RMSE of the MFBVAR From a Naïve Forecast
and Diebold – Mariano Test Results, Third Experiment

	ВВП в постоянных ценах	Потребление домашних хозяйств в постоянных ценах	Валовое накопление в постоянных ценах	Валовое накопление основного капитала в постоянных ценах
0 (наукаст)	25,2672**	22,6806**	145,8753	91,218
1	67,6615**	68,9934**	104,5399	65,6394***
2	71,5221*	74,2883	86,3977*	69,0205**
3	66,8645	64,9074	83,0217***	67,0058**
4	75,199	71,2237*	79,9685*	64,5241
5	74,762	70,8051	75,7382*	61,7057
	Экспорт в постоянных ценах	Импорт в постоянных ценах	ВВП в текущих ценах	Потребление домашних хозяйств в текущих ценах
0 (наукаст)	122,4328	51,839**	36,4097**	26,3747**
1	107,2813	63,0798***	61,5107*	71,6185*
2	84,5339	66,931**	73,9384	77,9104
3	68,1039**	64,018**	72,0275	71,0462
4	86,0911	61,5989*	75,3973	79,6976
5	75,2854	59,0919	76,2086	83,8092
	Валовое накопление в текущих ценах	Валовое накопление основного капитала в текущих ценах	Экспорт в текущих ценах	Импорт в текущих ценах
0 (наукаст)	146,987	92,153	61,706**	56,9136***
1	102,6686	66,1942**	62,6309**	73,0509*
2	86,3005***	72,315**	72,0259*	73,9792
3	83,4763	77,2081	67,8443**	69,6834
4	87,1505	87,7281	66,1074***	70,3566*
5	95,2225	95,6144	63,1012**	71,3142**
	Экспорт в долларах	Импорт в долларах		
0 (наукаст)	53,2435**	49,7523***		
1	57,3222**	59,4354***		
2	68,5219*	66,5642**		
3	67,4501*	62,2788**		
4	66,3626**	59,5892*		
5	61,9809***	56,6635		

Примечание. *** — DM-test p -value < 0,01, ** — DM-test p -value < 0,05, * — DM-test p -value < 0,1.

Т а б л и ц а П 3

**Относительные RMSE ARIMA к наивному прогнозу
и результаты теста Диболда – Мариано, второй эксперимент**

T a b l e A 3

**Relative RMSE of the ARIMA From a Naïve Forecast
and Diebold – Mariano Test Results, Second Experiment**

	ВВП в постоянных ценах	Потребление домашних хозяйств в постоянных ценах	Валовое накопление в постоянных ценах	Валовое накопление основного капитала в постоянных ценах
0 (наукаст)	114,8791	95,2550	101,1608	98,1230
1	104,3581	94,9892	81,7823***	94,8872
2	93,8828	100,5650	69,3950***	94,3678
3	92,8430	101,7186	65,3311***	92,9652
4	86,1642*	102,0838	67,1311***	94,4780
5	83,0143	102,9560	66,1501***	98,3782
	Экспорт в постоянных ценах	Импорт в постоянных ценах	ВВП в текущих ценах	Потребление домашних хозяйств в текущих ценах
0 (наукаст)	99,8380	97,3398	110,3481	100,5006
1	100,8165	92,4468	106,8747	100,1517
2	93,1479	88,4265	105,4883	100,6804
3	85,8974	89,5710	109,3265	100,7951
4	87,7806	90,6604	107,6289	101,0120
5	92,1049	97,2387	108,6846	101,6503
	Валовое накопление в текущих ценах	Валовое накопление основного капитала в текущих ценах	Экспорт в текущих ценах	Импорт в текущих ценах
0 (наукаст)	102,9899	100,6040	91,6382	109,5770
1	99,2954	102,4100	87,3935	109,1685
2	90,4303	102,8927	84,0051	102,3238
3	95,5734	102,4093	80,6507**	99,1966
4	109,0609	101,3970	75,6162**	98,5226
5	116,5118	101,1080	72,1936**	97,2479
	Экспорт в долларах	Импорт в долларах		
0 (наукаст)	98,8886	82,6467*		
1	95,2631	87,8198**		
2	91,8738	88,1258*		
3	90,8624	85,5877*		
4	89,0448	81,5584***		
5	87,9445	82,8136***		

Примечание. *** — DM-test p -value < 0,01, ** — DM-test p -value < 0,05, * — DM-test p -value < 0,1.

Т а б л и ц а П 4

**Относительные RMSE BVAR к наивному прогнозу
и результаты теста Диболда – Мариано, второй эксперимент**

T a b l e A 4

**Relative RMSE of the BVAR From a Naïve Forecast
and Diebold – Mariano Test Results, Second Experiment**

	ВВП в постоянных ценах	Потребление домашних хозяйств в постоянных ценах	Валовое накопление в постоянных ценах	Валовое накопление основного капитала в постоянных ценах
0 (наукаст)	82,4645	85,1845	116,1331	95,0842
1	105,9174	100,9394	135,2527	103,7523
2	100,7177	102,5997	120,2516	104,5048
3	102,6884	102,5826	126,8386	106,2929
4	102,1192	102,7518	132,9950	103,7909
5	91,7202	104,0453	134,4325	106,5526
	Экспорт в постоянных ценах	Импорт в постоянных ценах	ВВП в текущих ценах	Потребление домашних хозяйств в текущих ценах
0 (наукаст)	105,1879	80,4513	95,0264	83,8446
1	107,4518	98,8020	115,7272	104,8131
2	114,0927	100,5067	110,4760	106,5361
3	108,9966	101,0876	108,3210	103,6001
4	105,3244	105,8922	108,3224	103,3945
5	110,9667	105,5594	102,9624	104,3633
	Валовое накопление в текущих ценах	Валовое накопление основного капитала в текущих ценах	Экспорт в текущих ценах	Импорт в текущих ценах
0 (наукаст)	129,1299	96,2627	106,8249	105,3294
1	128,9564	116,9030	116,3565	116,7955
2	129,3107	118,9851	112,4384	116,7375
3	139,1057	117,3605	105,2009	108,8179
4	163,6938	116,7423	108,8009	112,5356
5	182,4236	123,3285	106,8329	112,7144
	Экспорт в долларах	Импорт в долларах		
0 (наукаст)	71,6805*	88,7466		
1	102,6147	104,7396		
2	98,2318	106,0917		
3	98,1978	103,1971		
4	103,0476	108,6363		
5	97,2367	106,9042		

Примечание. *** — DM-test p -value < 0,01, ** — DM-test p -value < 0,05, * — DM-test p -value < 0,1.

Литература

1. Полбин А. В., Скроботов А. А. Тестирование наличия изломов в тренде структурной компоненты ВВП Российской Федерации // Экономический журнал ВШЭ. 2016. Т. 20. № 4. С. 588–623.
2. Поршаков А. С., Пономаренко А. А., Синяков А. А. Оценка и прогнозирование ВВП России с помощью динамической факторной модели // Журнал Новой экономической ассоциации. 2016. № 2. С. 60–76.
3. Станкевич И. П. Сравнение методов наукастинга макроэкономических индикаторов на примере российского ВВП // Прикладная эконометрика. 2020. Т. 59. С. 113–127.
4. Фокин Н. Д. О важности учета структурных сдвигов при прогнозировании российского ВВП // Прикладная эконометрика. 2021. № 3. С. 5–29.
5. Ankargren S., Yang Y. Mixed-Frequency Bayesian VAR Models in R: The mfbvar Package. 2019. https://cran.microsoft.com/snapshot/2020-04-13/web/packages/mfbvar/vignettes/mfbvar_jss.pdf.
6. Bernanke B. S., Boivin J., Eliasziw P. Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach // The Quarterly Journal of Economics. 2005. Vol. 120. No 1. P. 387–422.
7. Camba-Mendez G. Conditional Forecasts on SVAR Models Using the Kalman Filter // Economics Letters. 2012. Vol. 115. No 3. P. 376–378.
8. Canova F. Methods for Applied Macroeconomic Research. Princeton: Princeton University Press, 2007.
9. Carriero A., Clark T. E., Marcellino M. Realtime Nowcasting With a Bayesian Mixed Frequency Model With Stochastic Volatility // Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society). 2015. Vol. 178. No 4. P. 837–862.
10. Diebold F. X., Mariano R. S. Comparing Predictive Accuracy // Journal of Business & Economic Statistics. 2002. Vol. 20. No 1. P. 134–144.
11. Doan T., Litterman R., Sims C. Forecasting and Conditional Projection Using Realistic Prior Distributions // Econometric Reviews. 1984. Vol. 3. No 1. P. 1–100.
12. Doz C., Giannone D., Reichlin L. A Two-Step Estimator for Large Approximate Dynamic Factor Models Based on Kalman Filtering // Journal of Econometrics. 2011. Vol. 164. No 1. P. 188–205.
13. Ghysels E., Santa-Clara P., Valkanov R. The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models. 2004. <https://escholarship.org/uc/item/9mf223rs>.
14. Giannone D., Reichlin L., Small D. Nowcasting: The Real-Time Informational Content of Macroeconomic Data // Journal of Monetary Economics. 2008. Vol. 55. No 4. P. 665–676.
15. Kilian L. Measuring Global Real Economic Activity: Do Recent Critiques Hold Up to Scrutiny? // Economics Letters. 2019. Vol. 178. P. 106–110.
16. Kilian L. Not All Oil Price Shocks Are Alike: Disentangling Demand and Supply Shocks in the Crude Oil Market // American Economic Review. 2009. Vol. 99. No 3. P. 1053–1069.
17. Litterman R. B. Forecasting With Bayesian Vector Autoregressions — Five Years of Experience // Journal of Business & Economic Statistics. 1986. Vol. 4. No 1. P. 25–38.
18. Lütkepohl H. New Introduction to Multiple Time Series Analysis. Heidelberg: Springer Berlin, 2005.
19. McCracken M. W., Owyang M., Sekhposyan T. Real-Time Forecasting With a Large, Mixed-Frequency, Bayesian VAR. FRB St. Louis Working Paper. No 2015-30. 2015. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2673962.
20. Mikosch H., Solanko L. Forecasting Quarterly Russian GDP Growth With Mixed-Frequency Data // Russian Journal of Money and Finance. 2019. Vol. 78. No 1. P. 19–35.
21. Schorfheide F., Song D. Real-Time Forecasting With a Mixed-Frequency VAR // Journal of Business & Economic Statistics. 2015. Vol. 33. No 3. P. 366–380.

References

1. Polbin A. V., Skrobotov A. A. Testirovanie nalichiya izlomov v trende strukturnoy komponenty VVP Rossiyskoy Federatsii [Testing for Structural Breaks in the Long-Run Growth

- Rate of the Russian Economy]. *Ekonomicheskiy zhurnal VShE [HSE Economic Journal]*, 2016, vol. 20, no. 4, pp. 588-623. (In Russ.)
2. Porshakov A. S., Ponomarenko A. A., Sinyakov A. A. Otsenka i prognozirovaniye VVP Rossii s pomoshch'yu dinamicheskoy faktornoy modeli [Nowcasting and Short-Term Forecasting of Russian GDP With a Dynamic Factor Model]. *Zhurnal Novoy ekonomicheskoy assotsiatsii [Journal of the New Economic Association]*, 2016, no. 2, pp. 60-76. (In Russ.)
 3. Stankevich I. P. Sravneniye metodov naukastinga makroekonomicheskikh indikatorov na primere rossiyskogo VVP [Comparison of Macroeconomic Nowcasting Methods Applied to Russian GDP]. *Prikladnaya ekonometrika [Applied Econometrics]*, 2020, vol. 59, pp. 113-127. (In Russ.)
 4. Fokin N. D. O vazhnosti ucheta strukturnykh sdvigov pri prognozirovaniy rossiyskogo VVP [The Importance of Modeling Structural Breaks in Forecasting Russian GDP]. *Prikladnaya ekonometrika [Applied Econometrics]*, 2021, no. 3, pp. 5-29. (In Russ.)
 5. Ankargren S., Yang Y. *Mixed-Frequency Bayesian VAR Models in R: The mfbvar Package*. 2019. https://rdrr.io/cran/mfbvar/f/inst/doc/mfbvar_jss.pdf.
 6. Bernanke B. S., Boivin J., Elias P. Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach. *The Quarterly Journal of Economics*, 2005, vol. 120, no. 1, pp. 387-422.
 7. Camba-Mendez G. Conditional Forecasts on SVAR Models Using the Kalman Filter. *Economics Letters*, 2012, vol. 115, no. 3, pp. 376-378.
 8. Canova F. *Methods for Applied Macroeconomic Research*. Princeton, Princeton University Press, 2007.
 9. Carriero A., Clark T. E., Marcellino M. Realtime Nowcasting With a Bayesian Mixed Frequency Model With Stochastic Volatility. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 2015, vol. 178, no. 4, pp. 837-862.
 10. Diebold F. X., Mariano R. S. Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2002, vol. 20, no. 1, pp. 134-144.
 11. Doan T., Litterman R., Sims C. Forecasting and Conditional Projection Using Realistic Prior Distributions. *Econometric Reviews*, 1984, vol. 3, no. 1, pp. 1-100.
 12. Doz C., Giannone D., Reichlin L. A Two-Step Estimator for Large Approximate Dynamic Factor Models Based on Kalman Filtering. *Journal of Econometrics*, 2011, vol. 164, no. 1, pp. 188-205.
 13. Ghysels E., Santa-Clara P., Valkanov R. *The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models*. 2004. <https://escholarship.org/uc/item/9mf223rs>.
 14. Giannone D., Reichlin L., Small D. Nowcasting: The Real-Time Informational Content of Macroeconomic Data. *Journal of Monetary Economics*, 2008, vol. 55, no. 4, pp. 665-676.
 15. Kilian L. Measuring Global Real Economic Activity: Do Recent Critiques Hold Up to Scrutiny? *Economics Letters*, 2019, vol. 178, pp. 106-110.
 16. Kilian L. Not All Oil Price Shocks Are Alike: Disentangling Demand and Supply Shocks in the Crude Oil Market. *American Economic Review*, 2009, vol. 99, no. 3, pp. 1053-1069.
 17. Litterman R. B. Forecasting With Bayesian Vector Autoregressions - Five Years of Experience. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1986, vol. 4, no. 1, pp. 25-38.
 18. Lütkepohl H. *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Heidelberg, Springer Berlin, 2005.
 19. McCracken M. W., Owyang M., Sekhposyan T. Real-Time Forecasting With a Large, Mixed-Frequency, Bayesian VAR. *FRB St. Louis Working Paper*, no. 2015-30, 2015. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2673962.
 20. Mikosch H., Solanko L. Forecasting Quarterly Russian GDP Growth With Mixed-Frequency Data. *Russian Journal of Money and Finance*, 2019, vol. 78, no. 1, pp. 19-35.
 21. Schorfheide F., Song D. Real-Time Forecasting With a Mixed-Frequency VAR. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2015, vol. 33, no. 3, pp. 366-380.