

## РЕГИОНАЛЬНАЯ И ОТРАСЛЕВАЯ ЭКОНОМИКА

Научная статья  
УДК 338.27+330.43

### Особенности прогнозирования макроэкономических показателей на основе применения модели mean-adjusted BVAR

Ирина Александровна Еремина<sup>1</sup>, Владимир Владимирович Валаск<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Россия

<sup>1</sup> dokukina.orags@mail.ru

<sup>2</sup> irenalks@mail.ru

**Аннотация.** В статье исследуются особенности прогнозирования макроэкономических показателей с использованием модели mean-adjusted BVAR. Модель BVAR широко применяется для анализа экономических временных рядов, однако ее прогностическая способность может быть улучшена путем включения корректировки на среднее значение. Авторы проводят анализ эффективности прогнозирования на основе модели mean-adjusted BVAR на примере различных макроэкономических показателей. Исследование показало, что модель mean-adjusted BVAR эффективнее других моделей для прогнозирования инфляции, индекса промышленного производства и денежной массы. Особенно хорошо она справляется с долгосрочными прогнозами и превосходит традиционную BVAR-модель благодаря уточненной спецификации. Научная новизна проведенного исследования заключается в системном подборе оптимального гиперпараметра для априорного распределения Миннесоты и сравнении прогностической силы mean-adjusted BVAR с конкурирующими моделями на российских данных. Результаты работы помогут улучшить качество экономических прогнозов и повысить эффективность принятия решений в условиях нестабильности экономической среды.

**Ключевые слова:** mean-adjusted BVAR, макроэкономические показатели, данные, моделирование, прогноз, априорное распределение Миннесоты

#### **Основные положения:**

- ♦ собраны и обработаны макроэкономические данные, которые были приведены к одному стандартному формату. После этого выборка была разделена на обучающий, тестовый и тренировочный наборы данных;
- ♦ оценена модель на тренировочной выборке и построен прогноз, оптимизирован гиперпараметр априорного распределения, рассчитаны среднеквадратичные ошибки прогноза для каждой модели, определено отношение среднеквадратичных ошибок прогноза;
- ♦ проведен сравнительный анализ точности прогноза различных исследуемых моделей.

**Для цитирования:** Еремина И.А., Валаск В.В. Особенности прогнозирования макроэкономических показателей на основе применения модели mean-adjusted BVAR // Вестник Самарского государственного экономического университета. 2024. № 11 (241). С. 22–34.

## REGIONAL AND SECTORAL ECONOMY

Original article

**Features of forecasting macroeconomic indicators based on the use of the mean-adjusted BVAR model****Irina A. Eremina<sup>1</sup>, Vladimir V. Vallask<sup>2</sup>**<sup>1,2</sup> Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russia<sup>1</sup> dokukina.orags@mail.ru<sup>2</sup> irenalks@mail.ru

**Abstract.** The article investigates specific features of forecasting macroeconomic indicators using the mean-adjusted BVAR model. The BVAR model is widely used for analyzing economic time series, but its predictive ability can be improved by including an adjustment for the average value. The authors analyze the effectiveness of forecasting based on the mean-adjusted BVAR model using the example of various macroeconomic indicators. The study showed that the mean-adjusted BVAR model is more effective than other models for forecasting inflation, industrial production index and money supply. It copes particularly well with long-term forecasts and surpasses the traditional BVAR model due to the updated specification. The scientific novelty of the study lies in the systematic selection of the optimal hyperparameter for the a priori distribution of Minnesota and the comparison of the predictive power of mean-adjusted BVAR with competing models based on Russian data. The results of the work will help to improve the quality of economic forecasts and improve the efficiency of decision-making in an unstable economic environment.

**Keywords:** mean-adjusted BVAR, macroeconomic indicators, data, modeling, forecast, Minnesota prior distribution

**Highlights:**

- ◆ macroeconomic data were collected and processed, and brought into a single standard format. After that, the sample was divided into educational, test, and training data sets;
- ◆ the model was estimated on the training sample and a forecast was built, the hyperparameter of the prior distribution was optimized, the mean square forecast errors were calculated for each model, and the ratio of the mean square forecast errors was determined;
- ◆ a comparative analysis of the forecast accuracy of the various models under study was conducted.

**For citation:** Eremina I.A., Vallask V.V. Features of forecasting macroeconomic indicators based on the use of the mean-adjusted BVAR model // Vestnik of Samara State University of Economics. 2024. No. 11 (241). Pp. 22–34. (In Russ.).

**Введение**

Прогнозы макроэкономических переменных имеют огромное значение для экономики, поэтому важной задачей является выявление наиболее точных методов и моделей прогнозирования. В настоящее время существует большое количество различных моделей, поэтому выбор в пользу той или иной модели должен происходить по результатам, которые она продемонстрировала в различных исследованиях. В этой связи существует необходимость в работах, в которых проводится сравнение прогнозной силы новых моделей с моделями, тра-

диционно используемыми для построения прогнозов с использованием различных данных.

Большая часть исследователей, работающих с большим количеством макроэкономических временных рядов, использовали факторные методы [1–3]. Однако сравнительно недавно было показано, что байесовские регрессии также можно использовать при работе с большим количеством переменных [4; 5]. На первый взгляд, ужесточение априорного распределения по мере увеличения размера модели позволяет предположить, что информа-

ция, содержащаяся в данных, никак не влияет на итоговые оценки параметров, и они полностью определяются заданными априорами. Однако имеющиеся исследования показывают, что наложение более узких априорных распределений придает больший вес более крупным основным компонентам [6]. Таким образом, соответствующая информация не теряется при использовании байесовской усадки, поскольку для описания достаточно нескольких основных компонентов.

В последнее время возрос интерес к использованию моделей байесовской векторной авторегрессии (BVAR) для прогнозирования и анализа макроэкономической политики. Популярность данной модели обусловлена тем, что она дает более точный и устойчивый прогноз по сравнению с традиционной частотной VAR-моделью. Разработка эффективных численных методов для оценки апостериорных распределений также является фактором, способствующим росту привлекательности использования байесовских методов.

На данный момент почти вся существующая литература фокусируется на моделях векторной авторегрессии (VAR). Впервые данные модели были предложены в работе [7] в качестве альтернативы доминирующим тогда моделям крупномасштабных структурных уравнений, которые, как утверждалось, наложили невероятные ограничения на идентификацию. Векторные авторегрессионные модели представляют собой хороший инструмент для моделирования взаимодействия между внешними и внутренними переменными и также являются популярными инструментами прогнозирования. Широкое распространение этих моделей отчасти связано с их относительной простотой и гибкостью, а также значительными успехами в прогнозировании. Гибкость и точность прогнозов моделей VAR обусловлена их богатой параметризацией, которая, однако, может приводить к нестабильному выводу и неточным прогнозам вне выборки. В качестве решения проблемы излишней параметризации было предложено использовать различные информационные априоры о том, как распределены параметры модели, а также ковариационная матрица ошибок. Применение данного метода основано на байесовском под-

ходе, поэтому модель получила название BVAR (Bayesian Vector Autoregression).

BVAR имеют долгую историю в прогнозировании, чему способствует их эффективность, документированная в основополагающих исследованиях [8]. Хотя хорошая прогнозная сила BVAR-моделей была задокументирована еще много лет назад, только недавно они стали более систематически использоваться для анализа политики и прогнозирования макроэкономических переменных [9–11]. Применение байесовского подхода на практике до середины 1970-х гг. представлялось невозможным. Это было связано с необходимостью брать сложные в техническом плане интегралы для вычисления характеристик апостериорного распределения. Но появление методов семплирования помогло решить данную проблему и привело к тому, что модель BVAR стала все чаще применяться для целей прогнозирования.

Можно выделить несколько основных преимуществ байесовского подхода по сравнению с традиционным частотным. Во-первых, введение априорных распределений помогает исследователю интегрировать в модель информацию о том, как, по его мнению, распределены параметры, что может приводить к значительному улучшению качества получаемого прогноза. Во-вторых, использование байесовского подхода позволяет преодолеть трудности, возникающие при максимизации функции правдоподобия. В-третьих, оценка, полученная с помощью использования модели BVAR, является наиболее общей по отношению к обычной оценке метода наименьших квадратов.

В настоящее время существует значительный интерес к использованию BVAR для целей прогнозирования в контексте большого набора данных [12; 13], что расширяет результаты, показывая, что крупные байесовские векторные авторегрессии также выгодно отличаются от более сложных и требующих большого объема вычислений предшествующих спецификаций. На данный момент все доступные априорные значения для байесовских VAR сфокусированы на динамических коэффициентах, но в основном неинформативны в отношении детерминистического компонента модели. Это важно, поскольку долгосрочные

прогнозы стационарных VAR сходятся к безусловному среднему или устойчивому состоянию процесса. При этом предварительная информация об устойчивом состоянии, как правило, бывает доступна, но при этом практически не используется, что может приводить к ухудшению прогнозов данных моделей. Все это свидетельствует об актуальности рассмотрения байесовских моделей, в которых информация о детерминистических компонентах используется. К таковым можно отнести модель mean-adjusted BVAR, предложенную в работе Villani (2008), о которой идет речь в данном исследовании. В рамках данного исследования была поставлена следующая цель – подбор оптимального гиперпараметра для априорного распределения Миннесоты и сравнение прогнозной силы mean-adjusted BVAR с конкурирующими моделями на российских данных.

### Методы

Основной целью использования байесовских VAR является построение прогнозов. Для получения прогноза с помощью BVAR-модели необходимо получить не только априорное распределение параметров, но и найти апостериорное распределение будущих значений переменных модели при условии доступности всех данных. Рассмотрим данные, которые использовались для оценки модели и построения прогнозов. Всего было взято 10 российских макроэкономических временных рядов. Более подробно список для анализа рядов представлен в табл. 1.

Для оценки качества полученных точечных прогнозов на основе различных моделей при-

менялась широко используемая в академической литературе RMSE, т.е. квадрат отклонения прогнозных значений от фактических. Для сравнения точности прогнозов были вычислены значения статистики RMSE для моделей BVAR, VAR и случайного блуждания. Сравнение качества прогнозов проводилось путем оценки отношения среднеквадратичной ошибки прогноза каждой модели к ошибке случайного блуждания, традиционной VAR и BVAR с априорным распределением Миннесоты. Вся выборка состояла из месячных наблюдений с января 1995 г. по декабрь 2022 г. включительно (всего 300 наблюдений).

### Результаты

Для проведения исследования выборка была поделена на несколько основных частей: обучающую, оценочную и тестовую. Наблюдения с января 1995 г. по апрель 2018 г. (всего 160 наблюдений) относились к обучающей выборке. На ней происходил подбор оптимального значения гиперпараметра априорного распределения. В качестве тестовой выборки выступали последние 24 наблюдения с января 2021 г. по декабрь 2022 г. Тестовая часть выборки использовалась для сравнения точности прогноза, получаемого с помощью различных моделей. Сами модели оценивались на базовой выборке длиной в 160 наблюдений.

В первую очередь все переменные, используемые для анализа, были подвержены некоторым изменениям. Ряды, включенные в макроэкономический набор, до начала преобразований представлены на рис. 1. На первом шаге для всех переменных, за исключением

Таблица 1

Временные ряды, используемые для анализа\*

Обозначение	Переменные	Единицы измерения
y	Индекс промышленного производства	индекс
r	Межбанковская ставка процента	% годовых
п	Индекс потребительских цен	индекс
m2	Денежная масса M2	млрд руб.
e	Реальный эффективный обменный курс	индекс
u	Уровень безработицы	% годовых
oil	Цены на нефть марки Brent	индекс
trade	Розничная торговля	млрд руб.
w	Индекс реальных зарплат	индекс
vix	Индекс волатильности VIX	индекс

\* Показатели отобраны авторами согласно цели исследования.

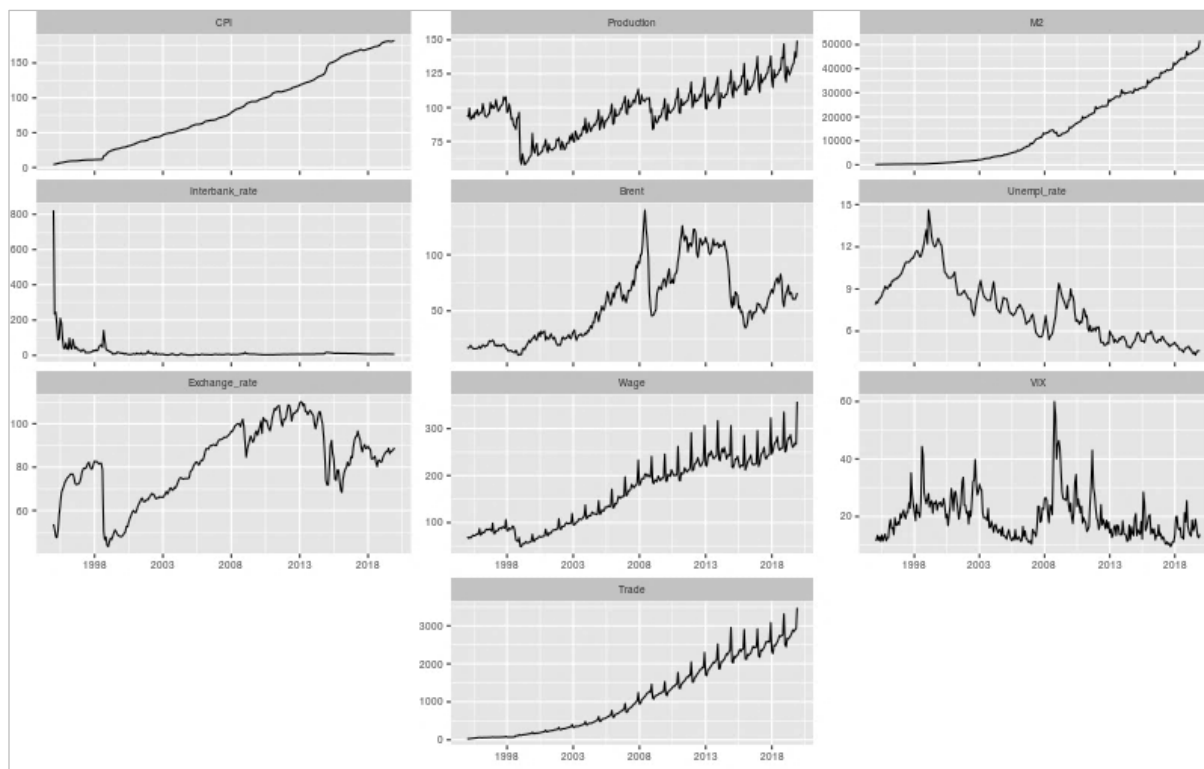


Рис. 1. Данные до преобразований

тех, которые выражены в процентах, были взяты логарифмы. Далее проводилась сезонная корректировка, после чего тесты на единичный корень. Для проведения этих тестов использовались тесты ADF (Augmented Dickey – Fuller) и KPSS (Kwiatkowski – Phillips – Schmidt – Shin). В результате была выявлена нестационарность большинства исследуемых временных рядов. Кроме того, проводился тест Йохансена.

В результате было выявлено наличие коинтеграционных соотношений. При этом само априорное распределение байесовской VAR-модели устроено таким образом, что оно учитывает нестационарность рядов. Данные после преобразований представлены на рис. 2. Затем было необходимо сформировать группы переменных, для которых впоследствии строились бы модели. Для выбора переменных были проанализированы различные работы по малой открытой экономике и выявлены основные показатели, влияющие на нее, а также были выделены переменные, которые потенциально представляют наибольший интерес с точки зрения анализа и построения прогноза для ЦБ РФ. Исходя из вышесказанного, переменные были объединены в 3 модели, включа-

ющие 5, 7 и 10 переменных. Модель с 7 переменными была расширена за счет включения цен на нефть и уровня безработицы. Более крупная модель с 10 переменными также включала в себя индекс волатильности на мировых финансовых рынках, индекс реальных заработных плат и данные о розничной торговле.

Затем происходила оценка VAR-моделей из 5 и 7 переменных, а также оценка модели случайного блуждания. Количество лагов для VAR-модели выбиралось исходя из минимизации информационных критериев Акаике (AIC) и Шварца (BIC). Оба критерия показали разное оптимальное количество лагов, поэтому также использовался критерий Ханана – Куина (HQ). Для модели с 5 переменными критерии BIC и HQ сошлись на одинаковом количестве лагов, равным 3, в то время как AIC показывал количество лагов, равное 12. В итоге для оценивания модели использовалось количество лагов, равное 3. После этого проводилось оценивание BVAR-моделей с априорным распределением Литтермана. Все вышперечисленные модели оценивались на выборке в 276 наблюдений с января 1995 г. по декабрь 2022 г. Прогноз строился на тестовой части выборки с

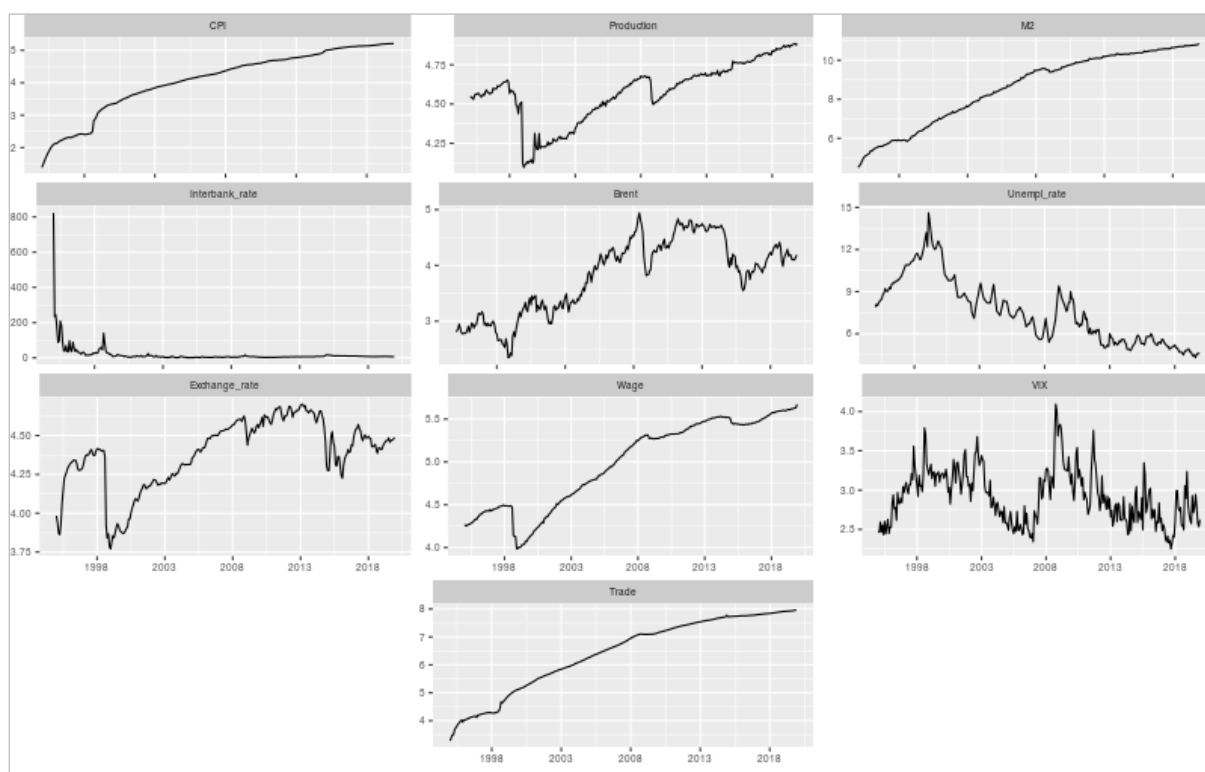


Рис. 2. Данные после преобразований

Таблица 2

**95% доверительный априорный интервал средних значений  
для параметров модели**

Переменные	95% доверительный априорный интервал средних значений для параметров модели
y	(2.0, 5.0)
п	(3.0, 4.0)
m2	(5.0, 12.0)
r	(3.0, 8.0)
e	(2.0, 6.0)
u	(3.0, 6.9)
w	(4.0, 7.0)
trade	(3.0, 8.0)

января 2021 г. по декабрь 2022 г., после чего вычислялись среднеквадратичные ошибки прогноза. Прогнозы строились на 1, 3, 6 месяцев.

Так как в качестве основной модели была выбрана mean-adjusted BVAR, то для каждой переменной необходимо было установить доверительный интервал, внутри которого изменяется данный показатель. Интервалы для каждой переменной были выбраны на основании комбинации теории, эмпирических оценок, используемых в литературе, и самих данных. Приоритеты, использованные для каждой переменной, показаны в табл. 2.

Следующим важным этапом в задании модели является подбор гиперпараметра, который отвечает за общую жесткость модели и влияет на полученные оценки. Большинство эмпирических исследований показывают, что значение данного гиперпараметра должно зависеть от количества переменных, используемых в модели, а также от длины выборки, используемой для оценивания модели. Если в модели используется большое количество переменных и при этом количество данных невелико, то улучшение прогноза происходит только при условии сужения априорного рас-

Таблица 3

Отношение среднеквадратичных ошибок прогноза mean-adjusted BVAR к RW

Переменные	h	n=5	n=7	n=10
y	1	0,7	0,6	0,7
п	1	0,6	0,7	0,7
M2	1	0,5	0,5	0,4
r	1	1,5	1,4	1,2
e	1	1,3	1,4	1,1
y	3	0,8	0,6	0,5
п	3	0,9	0,6	0,9
M2	3	0,6	0,7	0,7
r	3	1,7	1,4	1,3
e	3	1,1	1,2	1,0

Таблица 4

Отношение среднеквадратичных ошибок прогноза mean-adjusted BVAR к BVAR Литтермана с жестким априором

Переменные	h	n=5	n=7	n=10
y	1	0,9	0,9	1,0
п	1	0,9	0,8	0,7
M2	1	0,9	0,7	0,8
r	1	0,9	0,8	0,6
e	1	1,0	0,9	0,8
y	3	0,9	0,8	1,0
п	3	0,9	0,7	0,6
M2	3	0,9	0,7	0,6
r	3	0,7	0,6	0,5
e	3	1,0	0,8	0,7

Таблица 5

Отношение среднеквадратичных ошибок прогноза mean-adjusted BVAR к VAR

Переменные	h	n=5	n=7	n=10
y	1	0,8	0,7	0,4
п	1	0,8	0,9	0,6
M2	1	0,6	0,6	0,5
r	1	0,7	0,4	0,3
e	1	1,0	0,8	0,7
y	3	0,6	0,7	0,6
п	3	0,8	0,7	0,5
M2	3	0,9	0,6	0,5
r	3	0,8	0,6	0,4
e	3	0,6	0,6	0,3

пределения, т.е. уменьшения значения параметра регуляризации. Это происходит потому, что при небольшом количестве переменных на оценки большее влияние оказывают сами данные. А если количество переменных велико, но при этом данных мало, то той информации, которая содержится в данных, недостаточно для получения точного прогноза, и в данном случае на оценку по большей части бу-

дет влиять априорное распределение. После этого вычислялась среднеквадратичная ошибка прогноза, т.е. RMSE, по минимизации которой и выбиралось оптимальное значение гиперпараметра для каждой из трех исследуемых моделей.

Динамика была изменена таким образом, чтобы предыдущее среднее значение для первого собственного лага было установлено рав-

ным 0,9 для нестационарных переменных и 0 для стационарных переменных. Для каждой из пяти переменных и были оценены векторные авторегрессии на обучающей выборке и рассчитаны среднеквадратичные ошибки прогноза. То же самое было сделано и для модели BVAR Литтермана с жестким априором. После того как все компоненты модели были найдены, модель mean-adjusted BVAR для 5, 7 и 10 переменных оценивалась в оценочной выборке. Прогнозы строились на 1, 3 и 6 месяцев. Затем по каждому прогнозному окну и для каждой переменной вычислялась среднеквадратичная ошибка прогноза. И последним шагом вычислялись отношения среднеквадратичных ошибок прогноза mean-adjusted BVAR к RW, а также mean-adjusted BVAR к VAR и BVAR Литтермана с жестким априором. Соответствующие результаты приведены в табл. 3–5.

### Обсуждение

Существует несколько альтернативных способов решения проблемы прогнозирования макроэкономических показателей в условиях современной экономической реальности. Одно из них предложено в работе [14]. В качестве априорного распределения для параметров модели автор использует стандартную Миннесоту, но при этом интегрирует в нее информацию о детерминированных компонентах ряда. Для иллюстрации модели, которая получила название steady-state BVAR или mean-adjusted BVAR, автор строит BVAR-модель с 7 переменными. Оценивание модели происходило на квартальных данных с 1980Q1 по 2005Q4. Для сравнения качества прогноза были рассмотрены альтернативные модели: VAR с параметрами, оцененными по максимальному правдоподобию (MLVAR) и стандартная BVAR с предварительным распределением Миннесоты. Анализ моделей показал, что mean-adjusted BVAR лучше прогнозирует внутренние показатели. Внешние показатели обе модели оценивают хорошо, однако среднеквадратичные ошибки прогноза показывают, что mean-adjusted BVAR более точна в прогнозировании роста ВВП и инфляции, чем BVAR Литтермана, но имеет несколько худшие показатели прогнозирования процентной ставки.

Модель, предложенная в работе [15], использовалась в статье [16], в которой авторы также строят модель с 7 переменными для экономики Австралии. Прогноз строится на квартальных данных с 1995Q2 по 2007Q2. В качестве альтернативных моделей авторы рассматривают традиционную BVAR Литтермана и наивный прогноз. Прогнозирование вне выборки показывает, что модель с установленными априорными значениями является лучшей моделью прогнозирования, чем традиционная BVAR. Она также превосходит наивный прогноз на всех горизонтах для всех переменных, кроме уровня безработицы и 3-месячной ставки процента. Аналогичные результаты получены в статье [17], в которой строится mean-adjusted BVAR-модель с 8 переменными для анализа экономического роста Колумбии. Результаты показали, что модель с поправкой на среднее значение почти всегда дает более точный прогноз, чем традиционная BVAR Литтермана с жестким априором и наивный прогноз, для всех показателей за исключением прогноза по ставке кредитования. Это не удивительно, ведь хорошо известно, что очень трудно превзойти наивные прогнозы по номинальным процентным ставкам, поскольку они чрезвычайно устойчивы и часто моделируются как процессы с единичным корнем [17].

В работе [18] строится mean-adjusted BVAR для 3 макроэкономических показателей экономики США. Модель оценивается на квартальных данных с 1954Q2 по 2015Q1. В качестве альтернативной модели выступает BVAR Литтермана с жестким априором. Прогноз модели по mean-adjusted BVAR оказывается более точным, чем прогноз по альтернативной модели по всем 3 переменным. В похожем ключе написана статья [19], в которой анализируется влияние внешних шоков на развивающиеся страны Азии. Авторы строят модель mean-adjusted BVAR для 5 переменных. В качестве альтернативных моделей выступают традиционная BVAR с априорным распределением Миннесоты и классическая частотная VAR. Как показало исследование, mean-adjusted BVAR намного превосходит традиционную BVAR Литтермана, а также классическую VAR по всем показателям прогнозирования вне выборки. Для каждой переменной почти для



каждого горизонта прогноза модель имеет наименьшую среднеквадратичную ошибку.

В работе [20] предлагается установить устойчивое состояние для переменных исходя из оценок, полученных с помощью опросов, проводимых различными крупными компаниями. Такой метод ввода априорных данных назван «демократическим приоритетом». Используя VAR с 10 переменными на ежемесячных данных, Райт прогнозирует рост реального ВВП США, дефлятор ВВП, инфляцию, рост промышленного производства за 3 месяца и уровень безработицы. Результаты показали, что BVAR улучшает прогноз VAR, полученный с помощью OLS, при этом mean-adjusted BVAR помогает получить более точный прогноз, чем BVAR Литтермана с жестким априором.

Несмотря на то что mean-adjusted BVAR по большей части применяется к многомерным моделям, существуют работы, в которых данная спецификация используется для прогнозирования одномерных моделей. К примеру, в статье [21] авторы применяют модель, предложенную [7], и анализируют простейшую одномерную спецификацию инфляции. Исследователи прогнозируют уровень инфляции для 5 стран, перешедших к режиму таргетирования инфляции, на квартальных данных с 1985Q1 по 2007Q2 и приходят к выводу, что байесовская модель с поправкой на среднее значение превосходит традиционную байесовскую модель VAR, причем значительное улучшение прогноза происходит на более длинных горизонтах прогнозирования. Как отмечают авторы, повышение точности прогноза скорее всего связано с ценной информацией, предоставленной ранее о стабильном уровне инфляции, который в других случаях трудно различить традиционным моделям, особенно в странах, где инфляция была нестабильной.

В прогнозе вне выборки было обнаружено, что байесовская модель VAR со средним значением, в которой знания о целевом уровне инфляции могут быть включены в качестве информативного устойчивого состояния, превосходит как традиционную модель байесовского VAR, так и классическую VAR. Аналогичная модель по прогнозированию чешской инфляции строится в работе [22]. Оценивание модели происходит на квартальных данных с

1998Q1 по 2012Q4. В ходе исследования авторы обнаружили, что подход BVAR может быть полезен для прогнозирования инфляции на горизонте 3–7 кварталов, который охватывает горизонт денежно-кредитной политики, т.е. горизонт, на котором Чешский национальный банк нацеливается на свой целевой показатель инфляции.

Несколько иные результаты получены в работе [18]. Авторы прогнозируют уровень инфляции в Польше, используя mean-adjusted BVAR, традиционную BVAR Литтермана и классическую частотную VAR. Модель оценивалась на месячных данных с января 1999 г. по октябрь 2014 г. В статье показано, что mean-adjusted BVAR дает прогнозы, которые в целом превосходят прогнозы по BVAR Литтермана и по VAR как с точки зрения точечных прогнозов (RMSFE, MFE и MAFE), так и прогнозов плотности. Но вместе с тем BVAR Литтермана с жестким априором, являющаяся менее сложной по структуре, обеспечивает сопоставимые прогнозы инфляции, поэтому именно эту модель авторы рассматривают как лучшую модель для прогнозирования инфляции. Это также говорит о пользе применения BVAR-моделей с точки зрения прогнозирования большого количества переменных. Повышение точности прогноза на более длинных горизонтах актуально с позиции проведения денежно-кредитной политики, так как известно, что инструменты денежно-кредитной политики действуют с запаздыванием. К примеру, центральный банк, нацеленный на инфляцию, определяет свою денежно-кредитную политику, принимая во внимание тот факт, что проводимая политика чаще всего действует с определенным временным лагом. Учитывая данную спецификацию BVAR-модели, легко построить прогнозные плотности, которые описывают степень неопределенности прогноза. В настоящее время существует множество различных моделей, и выбор конкретной модели должен основываться на ее производительности в различных исследованиях. Поэтому необходимо проводить работу, где сравнивается прогностическая способность новых моделей с традиционными моделями на основе различных данных.

В данном исследовании рассматривались прогнозы, полученные с использованием мо-

дели mean-adjusted BVAR и других альтернативных моделей. Для оптимизации гиперпараметра использовался алгоритм, ориентированный на минимизацию среднеквадратичной ошибки прогноза. Результаты исследования подтвердили, что увеличение числа использованных переменных в модели приводит к повышению точности прогнозов при условии уменьшения значения гиперпараметра, что обеспечивает большую гибкость модели. Особенно стоит отметить, что оптимальные значения гиперпараметра для моделей с 5 и 7 переменными практически одинаковы (0,23 и 0,2 соответственно), в то время как для модели с 10 переменными оптимальное значение близко к его базовому значению.

### Заключение

Модель mean-adjusted BVAR обеспечивает более точный прогноз для индекса промышленного производства, инфляции и денежного агрегата M2 на всех временных интервалах, чем прогноз, основанный на случайном блуждании. При этом в данном случае оказывается практически невозможно провести зависимость между точностью прогноза и количеством используемых в модели переменных, к тому же не удастся провести зависимость между точностью прогноза и шириной прогнозного окна. Однако исследование показало, что модель с большим количеством переменных дает наилучший прогноз для денежного агрегата M2 при ширине окна, равной единице. Не все переменные прогнозируются лучше с использованием BVAR-модели, и точность прогноза валютного курса и ставки процента превышает единицу для всех переменных и прогнозных окон. Далее было определено отношение среднеквадратичных ошибок прогноза модели mean-adjusted BVAR к тради-

ционной BVAR Литтермана с жестким априором. В данном случае результаты получились вполне ожидаемыми. Практически для всех переменных mean-adjusted BVAR дает лучший прогноз. При этом при увеличении количества переменных в модели прогноз, как правило, улучшается. Такой же вывод можно сделать и про ширину прогнозного окна: при ее увеличении точность оценки модели возрастает.

Ухудшение точности прогноза произошло только в отношении индекса промышленного производства при увеличении числа переменных в модели, в то время как качество прогноза не изменилось для моделей с 5 и 7 переменными. При этом использование большего числа переменных демонстрирует преимущество данной модели.

Важным этапом в задании модели является подбор гиперпараметра, который отвечает за общую жесткость модели и влияет на полученные оценки. Большинство эмпирических исследований показывает, что значение данного гиперпараметра должно зависеть от количества переменных, используемых в модели, а также от длины выборки, используемой для оценивания модели. Если в модели используется большое количество переменных и при этом количество данных невелико, то улучшение прогноза происходит только при условии сужения априорного распределения, т.е. уменьшения значения параметра регуляризации. Это происходит потому, что при небольшом количестве переменных на оценки большее влияние оказывают сами данные. А если количество переменных велико, но при этом данных мало, то той информации, которая содержится в данных, недостаточно для получения точного прогноза, и в данном случае на оценку по большей части будет влиять априорное распределение.

### Список источников

1. Jiang J.J., Zhong M., Klein G. Marketing category forecasting: an alternative of BVAR-artificial neural networks // Decision Sciences. 2000. Vol. 31, No. 4. Pp. 789–812.
2. Raynauld J., Simonato J.-G. Seasonal BVAR models: a search along some time domain priors // Journal of Econometrics. 1993. Vol. 55. Pp. 203–229.
3. Демешев Б.Б., Малаховская О.А. Макроэкономическое прогнозирование с помощью BVAR Литтермана // Экономический журнал Высшей школы экономики. 2016. Т. 20, № 4. С. 691–710.
4. Демешев Б.Б., Малаховская О.А. Картографирование BVAR // Прикладная эконометрика. 2016. № 3 (43). С. 118–141.

5. Шевелев А.А., Шевелева О.А. Метод BVAR: анализ динамики макроэкономических переменных России // Исследования молодых ученых: экономическая теория, социология, отраслевая и региональная экономика : сб. ст. Новосибирск, 10–13 окт. 2016 г. / под ред. О.В. Тарасовой, А.А. Горюшкина. Новосибирск : Институт экономики и организации промышленного производства СО РАН, 2016. С. 96–101.
6. Коротких О. Межстрановая BVAR-модель внешнего сектора // Деньги и кредит. 2020. Т. 79, № 4. С. 98–112. doi:10.31477/rjmf.202004.98.
7. Sims C. Macroeconomics and reality // *Econometrica*. 1980. Vol. 48, No. 1. Pp. 1–48.
8. Doan T., Litterman R., Sims C. Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions // *Econometric reviews*. 1984. Vol. 3, No. 1. Pp. 1–100.
9. Kadiyala K.R., Karlsson S. Numerical methods for estimation and inference in Bayesian VAR-models // *Journal of applied econometrics*. 1997. Vol. 12, No. 2. Pp. 99–132.
10. Karlsson S. Forecasting with Bayesian vector autoregressions // *Handbook of economic forecasting*. 2013. Vol. 2. Pp. 791–897.
11. Koop G. Forecasting with medium and large Bayesian VARS // *Journal of applied econometrics*. 2013. Vol. 28, No. 2. Pp. 177–203.
12. Carriero A., Clark T., Marcellino M. Bayesian VARs: specification choices and forecast accuracy // *Journal of applied econometrics*. 2015. Vol. 30, No. 1. Pp. 46–73.
13. Carriero A., Kapetanios G., Marcellino M. Forecasting government bond yields with large Bayesian vector autoregressions // *Journal of banking & finance*. 2012. No. 36 (7). Pp. 2026–2047.
14. Рудаковский Я. Сравнение точности прогнозов между BVAR- и VAR-моделями по ключевым макроэкономическим показателям Беларуси // *Банковский вестник*. 2023. № 5 (718). С. 52–63.
15. Rudakouski Ya. Comparing forecasting accuracy between BVAR and VAR models for the Russian Economy // *Higher school of economics economic journal*. 2023. Vol. 27, No. 4. Pp. 506–526. doi:10.17323/1813-8691-2023-27-4-506-526.
16. Konebayev E. Forecasting a commodity-exporting small open developing economy using DSGE and DSGE-BVAR // *International economic journal*. 2023. Vol. 37, No. 1. Pp. 39–70. doi:10.1080/10168737.2023.2170443.
17. Chun H. Effects of Consumer sentiment, interest rate, and transaction volume on housing price using the BVAR // *The Journal of humanities and social sciences*. 2023. Vol. 14, No. 2. Pp. 377–390. doi:10.22143/hss21.14.2.27.
18. Ломоносов Д.А., Полбин А.В., Фокин Н.Д. Шоки спроса, предложения, ДКП и цен на нефть в российской экономике (анализ на основе модели BVAR со знаковыми ограничениями) // *Вопросы экономики*. 2020. № 10. С. 83–104. doi:10.32609/0042-8736-2020-10-83-104.
19. Шевелев А.А. Байесовский подход к оценке воздействия внешних шоков на макроэкономические показатели России // *Мир экономики и управления*. 2017. Т. 17, № 1. С. 26–40.
20. Шевелева О.А., Шевелев А.А. Байесовский подход к оценке воздействия внутренних и внешних шоков на макроэкономические показатели России // *Исследования молодых ученых: экономическая теория, социология, отраслевая и региональная экономика : сб. ст. / под ред. О.В. Тарасовой, А.А. Горюшкина*. Новосибирск : Институт экономики и организации промышленного производства СО РАН, 2017. С. 302–311.
21. Шарафутдинов А. Прогнозирование российских ВВП, инфляции, ставки процента и обменного курса с помощью модели DSGE-VAR // *Деньги и кредит*. 2023. Т. 82, № 3. С. 62–86.
22. Малкина М.Ю., Овчаров А.О. Оценка финансовой нестабильности экономических систем: разнообразие методов и моделей // *Экономический анализ: теория и практика*. 2019. Т. 18, № 7 (490). С. 1273–1294. doi:10.24891/ea.18.7.1273.

#### References

1. Jiang J.J., Zhong M., Klein G. Marketing category forecasting: an alternative of BVAR-artificial neural networks // *Decision Sciences*. 2000. Vol. 31, No. 4. Pp. 789–812.
2. Raynauld J., Simonato J.-G. Seasonal BVAR models: a search along some time domain priors // *Journal of Econometrics*. 1993. Vol. 55. Pp. 203–229.
3. Demeshev B.B., Malakhovskaya O.A. Macroeconomic forecasting using Litterman's BVAR // *Economic Journal of the Higher School of Economics*. 2016. Vol. 20, No. 4. Pp. 691–710.
4. Demeshev B.B., Malakhovskaya O.A. B. BVAR Mapping // *Applied Econometrics*. 2016. No. 3 (43). Pp. 118–141.

5. Shevelev A.A., Sheveleva O.A. BVAR method: analysis of the dynamics of macroeconomic variables in Russia // Research of Young scientists: economic theory, sociology, sectoral and regional economics : collection of articles. Novosibirsk, Oct. 10–13, 2016 / ed. by O.V. Tarasova, A.A. Goryushkin. Novosibirsk : Institute of Economics and Industrial Production Organization of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, 2016. Pp. 96–101.
6. Korotkikh O. Cross-country BVAR model of the external sector // Money and Credit. 2020. Vol. 79, No. 4. Pp. 98–112. doi:10.31477/rjmf.202004.98.
7. Sims C. Macroeconomics and reality // Econometrica. 1980. Vol. 48, No. 1. Pp. 1–48.
8. Doan T., Litterman R., Sims C. Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions // Econometric reviews. 1984. Vol. 3, No. 1. Pp. 1–100.
9. Kadiyala K.R., Karlsson S. Numerical methods for estimation and inference in Bayesian VAR-models // Journal of applied econometrics. 1997. Vol. 12, No. 2. Pp. 99–132.
10. Karlsson S. Forecasting with Bayesian vector autoregressions // Handbook of economic forecasting. 2013. Vol. 2. Pp. 791–897.
11. Koop G. Forecasting with medium and large Bayesian VARS // Journal of applied econometrics. 2013. Vol. 28, No. 2. Pp. 177–203.
12. Carriero A., Clark T., Marcellino M. Bayesian VARs: specification choices and forecast accuracy // Journal of applied econometrics. 2015. Vol. 30, No. 1. Pp. 46–73.
13. Carriero A., Kapetanios G., Marcellino M. Forecasting government bond yields with large Bayesian vector autoregressions // Journal of banking & finance. 2012. No. 36 (7). Pp. 2026–2047.
14. Rudakovskiy Ya. Comparison of forecasting accuracy between BVAR and VAR models for key macroeconomic indicators of Belarus // Banking Bulletin. 2023. No. 5 (718). Pp. 52–63.
15. Rudakouski Ya. Comparing forecasting accuracy between BVAR and VAR models for the Russian Economy // Higher school of economics economic journal. 2023. Vol. 27, No. 4. Pp. 506–526. doi:10.17323/1813-8691-2023-27-4-506-526.
16. Konebayev E. Forecasting a commodity-exporting small open developing economy using DSGE and DSGE-BVAR // International economic journal. 2023. Vol. 37, No. 1. Pp. 39–70. doi:10.1080/10168737.2023.2170443.
17. Chun H. Effects of Consumer sentiment, interest rate, and transaction volume on housing price using the BVAR // The Journal of humanities and social sciences. 2023. Vol. 14, No. 2. Pp. 377–390. doi:10.22143/hss21.14.2.27.
18. Lomonosov D.A., Polbin A.V., Fokin N.D. Shocks of demand, supply, monetary policy and oil prices in the Russian economy (analysis based on the BVAR model with signed restrictions) // Economic issues. 2020. No. 10. Pp. 83–104. doi:10.32609/0042-8736-2020-10-83-104.
19. Shevelev A.A. Bayesian approach to assessing the impact of external shocks on Russia's macroeconomic indicators // World of economics and management. 2017. Vol. 17, No. 1. Pp. 26–40.
20. Sheveleva O.A., Shevelev A.A. Bayesian approach to assessing the impact of internal and external shocks on Russia's macroeconomic indicators // Research of young scientists: economic theory, sociology, sectoral and regional economics : collection of articles / ed. by O.V. Tarasova, A.A. Goryushkin. Novosibirsk : Institute of Economics and Industrial Production Organization of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, 2017. Pp. 302–311.
21. Sharafutdinov A. Forecasting Russian GDP, inflation, interest rate and exchange rate using the DSGE-VAR model // Money and credit. 2023. Vol. 82, No. 3. Pp. 62–86.
22. Malkina M.Yu., Ovcharov A.O. Assessing the financial instability of economic systems: a variety of methods and models // Economic analysis: theory and practice. 2019. Vol. 18, No. 7 (490). Pp. 1273–1294. doi:10.24891/ea.18.7.1273.

#### **Информация об авторах**

*И.А. Еремина* – доктор экономических наук, доцент, профессор Высшей инженерно-экономической школы Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого;

*В.В. Валаск* – аспирант Высшей инженерно-экономической школы Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого.

***Information about the authors***

*I.A. Eremina* – Doctor of Economics, Associate Professor, Professor of the Higher School of Engineering and Economics of the Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University;

*V.V. Vallask* – postgraduate student of the Higher School of Engineering and Economics of the Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University.

Статья поступила в редакцию 28.07.2024; одобрена после рецензирования 12.08.2024; принята к публикации 03.10.2024.

The article was submitted 28.07.2024; approved after reviewing 12.08.2024; accepted for publication 03.10.2024.