

ЭКОНОМИЧЕСКАЯ ТЕОРИЯ

А. С. Крупкина¹

Банк России (Москва, Россия)

О. С. Виноградова²

МГУ имени М. В. Ломоносова (Москва, Россия)

Е. А. Орлова³

МГУ имени М. В. Ломоносова (Москва, Россия)

Е. Н. Ершова⁴

Банк России (Москва, Россия)

УДК: 338.27

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВВП РОССИИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫМ МЕТОДОМ⁵

В статье на основе использования широкого спектра отраслевых переменных и показателей реального, финансового и внешнего секторов экономики, а также ценовых и опросных индикаторов получены прогнозные значения валовых добавленных стоимостей по отраслям и произведена агрегированная оценка ВВП Российской Федерации производственным методом. В качестве основного исследовательского подхода была выбрана структурная факторная модель (DFM), на основе которой получены точечные прогнозы для российского ВВП по производству и для отдельных видов деятельности на квартальной выборке с 2011 по 2021 г. Точность полученного прогноза сравнивается с байесовской векторной авторегрессией (BVAR), простыми бенчмарками на основе моделирования агрегированного или дезагрегированного ВВП. Результаты исследования показывают, что структурная факторная модель превосходит простые бенчмарки и в отдельных случаях также BVAR по прогностической способности (измерено на основе вневыборочной ошибки прогноза) благодаря учету секторальной информации о валовых добавленных стоимостях отдельных отраслей. Анализ

¹ Крупкина Анна Сергеевна — к.э.н., заведующая сектором департамента денежно-кредитной политики Банка России; e-mail: krupkinaas@gmail.com, ORCID: 0000-0002-5745-1262.

² Виноградова Ольга Сергеевна — старший преподаватель кафедры финансов и кредита, экономический факультет МГУ имени М. В. Ломоносова; e-mail: o.s.gluhova@mail.ru, ORCID: 0000-0002-9575-9794.

³ Орлова Елизавета Алексеевна — аспирант, экономический факультет МГУ имени М. В. Ломоносова; e-mail: elizaveta.cepilova@mail.ru, ORCID: 0000-0002-3845-4599.

⁴ Ершова Екатерина Николаевна — главный экономист департамента денежно-кредитной политики Банка России; e-mail: nnersh@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-1194-2453.

⁵ Исследование выполнено в рамках научно-исследовательской работы по теме «Инновационная модель развития финтех-направлений в банковском секторе Российской Федерации в условиях макроэкономической нестабильности» в ФГБОУ ВО «Московский Государственный Университет имени М. В. Ломоносова».

ковариационной матрицы отраслевых ошибок прогноза подтверждает, что превосходство факторной модели заключается в ее способности более точно улавливать отраслевую динамику, особенно в периоды высокой волатильности отраслевых оценок. Динамическая оценка точечных прогнозов на четыре квартала вперед показала, что прогнозирование на основе модели DFM по производству позволяет получать более устойчивые и стабильные во времени результаты.

Ключевые слова: прогнозирование ВВП, ВДС по отраслям, производственный метод, динамическая факторная модель.

Цитировать статью: Крупкина, А. С., Виноградова, О. С., Орлова, Е. А., & Ершова, Е. Н. (2022). Прогнозирование ВВП России производственным методом. *Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика*, (5), 62–81. <https://doi.org/10.38050/01300105202254>.

A. S. Krupkina

Bank of Russia (Moscow, Russia)

O. S. Vinogradova

Lomonosov Moscow State University (Moscow, Russia)

E. A. Orlova

Lomonosov Moscow State University (Moscow, Russia)

E. N. Ershova

Bank of Russia (Moscow, Russia)

JEL: C11, C32, C38, E32, E37

FORECASTING RUSSIA'S GDP THROUGH THE PRODUCTION METHOD

The paper analyses the variables covering real, financial and external sectors of the economy alongside various sectoral, price and survey indicators. We have obtained forecast values of gross value added by industry and an aggregated estimate of Russia's production-based GDP. Drawing on dynamic factor model (DFM) as the main approach, we obtained quarterly point forecasts for production-based Russian GDP and for individual sectors for 2011–21. The forecast accuracy is compared to Bayesian vector autoregression (BVAR), simple benchmarks based on aggregated and disaggregated GDP modeling and consensus expert forecasts. The results of the study show that the dynamic factor model outperforms the benchmarks and, in some cases, also BVAR in forecast ability (measured on the basis of an out-of-sample forecast error). The superiority of the factor model can be traced back to its ability to capture sectoral information on the gross value added of individual industries. The covariance matrix analysis of sectoral forecast errors confirms that the factor model superiority is based on its ability to capture sectoral dynamics more accurately, especially during the periods of high volatility. The dynamic evaluation of point forecasts for 4 quarters ahead and comparison of modeling results with consensus forecasts of experts shows that forecasting based on the DFM model for production allows for more stable and consistent results.

Keywords: forecasting the GDP, gross value added by industry, production approach, dynamic factor model.

Введение

В макроэкономических исследованиях и практике регуляторов наиболее часто применяется подход к прогнозированию валового внутреннего продукта (ВВП) по компонентам использования. Данный подход позволяет моделировать динамику отдельных направлений расходования средств различными секторами экономики и достаточно хорошо аппроксимируется при помощи макроэкономических переменных, но вместе с тем он имеет и ряд ограничений. В первую очередь, следует отметить, что ВВП, прогнозируемый по компонентам использования, не позволяет напрямую учитывать специфику отдельных отраслей. Однако моделирование отраслевой динамики становится особенно актуальным в условиях масштабных шоков предложения, подобных тем, которые реализовались на фоне пандемии коронавируса и в связи с введением санкций.

В международных исследованиях показывается, что учет отраслевых различий при прогнозировании ВВП в ряде случаев позволяет снизить волатильность оценок агрегированного показателя (Baurle et al., 2018; Angelini et al., 2008), тем самым повышая точность прогнозов. Это может быть связано с тем, что при использовании производственного подхода для ВВП отсутствует необходимость прогнозировать запасы, которые часто формируются стохастически. При этом особенности статистического учета валового внутреннего продукта в рамках СНС-2008 предполагают, что первая оценка ВВП осуществляется на основе производственного подхода, что делает ВВП по производству опережающим показателем относительно других оценок ВВП (по использованию и по доходам). Указанные выше причины позволяют говорить об актуальности вопроса построения прогнозных моделей ВВП с использованием производственного подхода для повышения точности прогнозов и более оперативной актуализации прогнозных оценок.

Целью нашего исследования является построение прогноза ВВП и валовой добавленной стоимости (ВДС) отраслей для российской экономики на основе большого массива макроэкономических показателей. Эмпирическую базу составляют квартальные статистические данные НДС отдельных отраслей и объясняющих макроэкономических переменных за период с 2011 по 2021 г.

Данное исследование базируется на анализе международных научных исследований в области моделирования ВВП и НДС отраслей, который позволил определить приоритетную модель прогнозирования с учетом специфики российской экономики. В статье для прогнозирования валовых добавленных стоимостей отдельных отраслей применяется структур-

ная факторная модель (dynamic factor model, DFM), а полученные в результате расчетов отраслевые значения используются для определения агрегированного ВВП. Авторами произведено сравнение точности прогнозов факторной модели с альтернативными моделями и экспертными оценками, что выявило приоритет DFM-модели прогнозирования ВВП по производству ввиду ее более высокой точности прогноза.

Модели прогнозирования ВВП по производству

В академической литературе существуют несколько направлений исследований, фокусирующихся на моделировании ВВП производственным методом. Более ранние работы базировались на различных векторных авторегрессиях и моделях коррекции ошибок. В частности, Дж. Ганли и К. Салмон (Ganley, & Salmon, 1997) использовали векторную модель коррекции ошибок (Vector Error Correction Model, VEC) для девяти базовых отраслей и 24 подотраслей экономики Великобритании и показали, что строительство, транспортировка и хранение, а также обрабатывающее производство демонстрируют наибольшую реакцию на денежные шоки. Аналогично, Б. Хайо и Б. Уленбрук (Hayo, & Uhlenbrock, 1999) использовали векторную модель коррекции ошибок (Vector Autoregression, VAR) для анализа немецкой экономики. В ряде исследований (Dedola, & Lippi, 2005; Peersman, & Smets, 2005) анализируются не только межотраслевые, но и межстрановые различия в трансмиссионном механизме денежно-кредитной политики. Л. Хенкель (Henkel, 2020) оценил влияние денежных шоков на выпуск в отраслях промышленности и совокупный ВВП при помощи панельной VAR-модели. Таким образом, данная группа работ сконцентрирована на оценке эффектов влияния монетарной политики на отраслевые показатели. В данном исследовании применение авторегрессий целесообразно для сопоставления полученных результатов в рамках использования различных методов и проверки их прогностической способности моделирования ВВП России.

Другая группа работ нацелена непосредственно на прогнозирование ВВП на основе агрегирования результатов, полученных при моделировании динамических изменений отдельных отраслевых показателей. Для этого исследователи используют самые разнообразные методы. Так, например, ряд работ базируется на методологии моделей смешанных данных (Mixed-data sampling, MIDAS) при построении дезагрегированного прогноза ВВП (Drechsel & Scheufele, 2013; Schumacher, 2014; Bessec & Doz, 2014). Значительное количество исследований также используют динамические факторные модели (DFM) (Angelini et al., 2008; Bäurle et al., 2018).

Обзор основных международных исследований в области прогнозирования ВВП по производству с выявлением используемых для этого моделей и показателей представлен в табл. 1.

Модели моделирования ВВП по производству

Группа моделей	Примеры работ	Группа показателей по секторам				
		Реальный	Финансовый	Внешний	Цены	Опросы
Векторные авторегрессии (VAR, PVAR, SVAR, BVAR и др.)	Henkel (2020)	Безработица	Ставки		Инфляция	
	Bäurle et al. (2018)		Ставки, кредиты	Курс, экспорт, ВВП ЕС	Инфляция	
	Dedola, & Lippi (2005)	Промышленность	Ставки, денежные агрегаты	Курс	Инфляция, товарные рынки	
	Farès, & Sroug (2001)	Промышленность	Ставки, денежные агрегаты	Курс, нефть	Базовая инфляция, индексы цен производителей	
Модели комбинирования (DFM, MIDAS, BE и др.)	Nauro, & Uhlenbrock (2000)	Промышленность	Ставки, денежные агрегаты	Курс, нефть	Инфляция	
	Bäurle et al. (2018)		Ставки, кредиты	Курс, экспорт, ВВП ЕС	Инфляция	
	Pinkwart (2018)	Промышленность, розница, оптовая торговля	Доходности облигаций	Курс, нефть, платежный баланс	Инфляция	Индексы ZEW, PMI
	Bessec, & Doz (2014)		Фондовые индексы, ставки, денежные агрегаты	Курс	Инфляция	ИПУ

Группа моделей	Примеры работ	Группа показателей по секторам				
		Реальный	Финансовый	Внешний	Цены	Опросы
	Schumacher (2014)	Безработица промышленности	Фондовые индексы доходность облигаций	Платежный баланс	Инфляция, мировые цены	Индексы PMI
	Drechsel, & Scheuféle (2013)	Промышленность, безработица, оптовая торговля	Фондовые индексы, ставки, денежные агрегаты	Платежный баланс	Инфляция, индексы цен производителей	
	Lehmann, & Wohlrabe (2013)	Промышленность	Ставки, доходности облигаций	Платежный баланс, курс	Инфляция, индексы цен производителей, экспортные и импортные цены	Индексы предпринимательской уверенности, индексы ZEW
	Angelini et al. (2008)	Промышленность, безработица, розница	Ставки, денежные агрегаты, кредиты	Платежный баланс, макро-экономическая статистика США	Инфляция	

Источник: составлено авторами.

Российские исследования в области прогнозирования ВВП по производству преимущественно осуществляются в рамках межотраслевого подхода на основе системы регрессионных уравнений с учетом таблиц «затраты — выпуск» (Турунцева, 2011; Широ́в, & Янтовский, 2017; Куранов и др., 2021). Возросший интерес к оценке влияния шоков предложения в условиях пандемии на динамику ВВП привел к применению межотраслевого подхода в рамках моделей частичного и общего равновесия (Пономаренко и др., 2020). При таком подходе прогноз валовых добавленных стоимостей является частью более крупных моделей и не всегда учитывает особенности текущей конъюнктуры, поскольку таблицы «затраты — выпуск» публикуются со значительным временным лагом.

Анализируя основные подходы, применяемые для моделирования ВВП по производству, авторами были классифицированы основные объясняющие переменные, которые использовались в дальнейшем для данного исследования:

- 1) показатели реального сектора (индексы промышленного производства, оборот оптовой и розничной торговли, уровень безработицы);
- 2) показатели финансового сектора (процентные ставки, доходности облигаций, фондовые индексы, объемы кредитов, денежные агрегаты, ИПЦ);
- 3) показатели внешнего сектора (курс валюты, объем экспорта, показатели платежного баланса, цены на основных товарных рынках);
- 4) опросные показатели (индексы PMI, сводные опережающие индикаторы).

На фоне работ, прогнозирующих ВВП в дезагрегированных моделях, появились исследования, сравнивающие эффективность этого прогнозирования ВВП с различными бенчмарками. Так, например, удалось установить, что использование отраслевых моделей для прогнозирования совокупного ВВП в ряде случаев позволяет повысить качество прогнозов (Hahn, & Skudelny, 2008) по сравнению с простым бенчмарком. Исследователи показали на примере экономики еврозоны, что при использовании отдельных уравнений для каждой отрасли прогноз получается более точным. Аналогичные выводы были получены и в других работах (Barhoumi et al., 2012; Martinsen et al., 2014). Вместе с тем есть работы и с альтернативным результатом (например, Drechsel, & Scheufele, 2012). Исследователи обнаружили, что использование отраслевых компонентов не дает значительного улучшения прогноза по сравнению с прогнозом для агрегированного ВВП.

Теоретическая база, обосновывающая преимущество дезагрегированного производственного метода (по отношению к методам прогнозирования агрегированного ВВП), достаточно скудна. Нам удалось обнаружить лишь одну работу, предлагающую вариант объяснения различий в вы-

водах, полученных разными исследователями. Различия в полученных результатах могут объясняться тем, что эффективность моделей прогнозирования в большой степени зависит от однородности динамики анализируемых показателей. Так, Дж. Тейлор (Taylor, 1978) показал, что дезагрегированные модели будут превосходить агрегированные подходы только в случае достаточной неоднородности в динамике используемых переменных, в противном же случае выгоды от учета дополнительной информации (полученной благодаря дезагрегации данных) окажутся меньше издержек, связанных с неопределенностью от оценивания большего числа переменных и параметров.

На этом фоне возник обширный пласт литературы, в которой тестировались оптимальный набор и количество индикаторов, необходимых для прогнозирования агрегированной переменной (Boivin, & Ng, 2006; Carvalho et al., 2016). Ключевой вывод данных работ заключается в том, что отраслевые данные действительно могут улучшить прогноз совокупного ВВП. При этом включение максимального количества отраслевых ВДС не всегда дает оптимальный результат с точки зрения прогнозной способности модели. Опираясь на данные результаты, авторы решили использовать статистические данные ограниченного количества отраслей, в частности: по добыче, обрабатывающей промышленности, электропотреблению и водоснабжению, строительству, розничной и оптовой торговле, транспортировке и хранению, финансовой деятельности, операциям с недвижимостью, деятельности государственного сектора, а показатели по другим отраслям объединить.

Следующим важным для сравнения прогнозных способностей агрегированных и дезагрегированных моделей шагом в науке стало сравнение не только используемых переменных, но и методов (Bermingham, & D'Agostino, 2011). Исследователи показали, что на эффективность прогноза влияет не только первоначальный набор переменных, но и метод, на основе которого происходит прогнозирование дезагрегированного ВВП. Авторы рекомендуют отдавать предпочтение моделям, которые могут улавливать общую динамику рядов или учитывать обратную взаимосвязь между переменными, например, факторные модели или BVAR.

На основе представленного обзора исследований мы выбрали основным методом прогнозирования дезагрегированный подход на основе динамической факторной модели. Байесовская векторная авторегрессия рассмотрена как альтернативный метод для сравнения прогнозных показателей. В качестве простого бенчмарка выбрана одномерная авторегрессия, рассчитанная агрегированным и дезагрегированным способами. Показано, что использование секторальных данных для моделирования ВВП на основе динамической факторной модели дает ряд преимуществ применительно к прогнозированию ВВП в России.

Спецификация модели

Динамическая факторная модель (dynamic factor model, DFM) связывает большую панель экономических показателей с ограниченным числом наблюдаемых и ненаблюдаемых общих факторов. При этом предполагается, что данная модель описывает экономическую систему, в которой существует небольшое количество исходных факторов, определяющих общие макроэкономические тенденции. При этом вместо агрегированного показателя ВВП в динамическую систему авторами данного исследования включаются отраслевые ряды валовой добавленной стоимости. Таким образом, предлагаемая в рамках данной работы модель состоит из двух разных уравнений: уравнения наблюдения и уравнения состояния. Уравнение наблюдений имеет следующий вид:

$$X_t^s = \sum_{k=1}^p \Lambda_k f_{t-k} + u_t, \quad (1)$$

где Λ_k , $k=1, \dots, p$ – факторные нагрузки, а u_t – вектор идиосинкратических компонент. Уравнение устроено таким образом, что значения X_t^s могут воздействовать как на сами факторные нагрузки, так и на их лаги. При этом вектор факторных нагрузок f_t состоит из ненаблюдаемых и наблюдаемых факторов. В модели наблюдаемыми факторами являются макропеременные X_t^M . Аналогично работам (Stock, & Watson 2002; Boivin, & Giannoni, 2006) вектор идиосинкратических компонент u_t имеет автокорреляцию первого порядка, что описывается следующей зависимостью: $u_t = \Psi u_{t-1} + \xi_t$, $\xi_t \sim N(0, R)$. Динамика совместного распределения факторов f_t задается следующим уравнением состояния:

$$f_t = A + \sum_{k=1}^p \Phi_k f_{t-k} + \varepsilon_t, \quad (2)$$

где Φ_k , $k=1, \dots, p$ – матрица коэффициентов, $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$. Кроме того, предполагается, что ε_t и идиосинкратические шоки u_t не коррелированы. Поскольку аналитическое решение для модели с большой размерностью получить невозможно, мы использовали байесовские методы, в частности, алгоритм Гиббса (см., например, Kim, & Nelson, 1999) для аппроксимации оценок факторов и параметров DFM. В то же время, в отличие от исходных моделей, формирование факторов влияния осуществлено в рамках заданных групп переменных, что облегчает смысловую интерпретацию факторов влияния при последующем анализе результатов прогноза и декомпозиции ВВП.

Для проверки устойчивости результатов DFM была построена байесовская векторная авторегрессия (BVAR), в которой были использованы все макропеременные X_t^M и отраслевые ряды валовых добавленных стоимостей X_t^s . Регрессионное уравнение в общем виде имеет следующую форму:

$$X_t = c + \sum_{k=1}^p \Phi_k X_{t-k} + \varepsilon_t, \quad (3)$$

где константа c и Φ_k , $k = 1, \dots, p$ образуют матрицу коэффициентов, а ε_t — вектор инновации, которые являются гауссовским белым шумом и распределены $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$. Поскольку количество оцениваемых параметров модели превышает количество доступных наблюдений, возникает необходимость уменьшения параметров пространства решений. Это достигается при помощи байесовского подхода с использованием Миннесота приора (например, Banbura et al., 2010; Giannone et al., 2015; Carriero et al., 2011; Karlsson, 2013). Первый и второй моменты априорного распределения элементов в i -й строке и j -м столбце матрицы Φ_k , $k = 1, \dots, p$ задаются следующим образом:

$$E(\Phi_{ijk}) = \begin{cases} \delta_i, & j = i, k = 1 \\ 0, & j \neq i; \end{cases} \quad (4)$$

$$V(\Phi_{ijk}) = \begin{cases} \frac{\lambda^2}{k^2}, & j = i \\ \vartheta \frac{\lambda^2 \sigma_i^2}{k^2 \sigma_j^2}, & j \neq i. \end{cases} \quad (5)$$

δ_i и λ являются гиперпараметрами априорного распределения. При данном типе распределения априорные суждения основываются на предположении, что первый лаг каждого ряда i равен δ_i , а остальные коэффициенты равны нулю, где неопределенность в отношении коэффициентов с перекрестными переменными (т.е. коэффициент, связывающий ряд i с лагом ряда j , $i \neq j$) пропорциональна относительной дисперсии остатков для соответствующих переменных. Средние значения коэффициентов на главной диагонали Φ_k равны δ_i , а всех остальных коэффициентов равны 0. С ростом числа лагов вариация сокращается и распределение коэффициентов стремится к 0. Априорное распределение параметра при константе предполагается неинформативным. Жесткость «собственных» коэффициентов относительно остальных коэффициентов масштабируются дополнительным параметром ϑ . Важно отметить, что неопределенность уменьшается с увеличением длины запаздывания k , что делает возможным спецификации моделей с большой длиной лага. Жесткость приора определяется гиперпараметром λ , чем выше ее значение, тем выше значимость априорных суждений. Значения гиперпараметра выбирались на основе работы Банбура (Banbura et al., 2010).

Для DFM и для BVAR были проведены 20 000 итераций из апостериорного распределения, из которых 2000 начальных итераций отбрасывались, чтобы смягчить влияние начальных значений в алгоритме марковской цепи Монте-Карло (MCMC).

В качестве простых моделей для сравнения с DFM мы также используем два бенчмарка: отраслевую (*AR-S*) и агрегированную (*AR-A*) одномерную авторегрессионную модель. В рамках модели *AR-S* сначала оценивается авторегрессия для каждой отрасли отдельно, а затем агрегируются отраслевые прогнозы для расчета ВВП, используя веса номинальной добавленной стоимости за предыдущий период:

$$x_t^s = c + \sum_{k=1}^p \phi_{k,s} x_{t-k}^s + \varepsilon_t, \quad (6)$$

x_t^s — темп прироста ВДС в отраслях; Φ_k , $k = 1, \dots, p$ — матрица коэффициентов, $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$.

Модель *AR-A* является агрегированным аналогом, который имеет минимальное количество параметров и является естественным выбором в качестве простого ориентира для прогнозирования ВВП:

$$y_t = c + \sum_{k=1}^p \phi_k y_{t-k} + \varepsilon_t, \quad (7)$$

y_t — темп прироста ВВП; Φ_k , $k = 1, \dots, p$ — матрица коэффициентов, $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$.

Количество лагов для всех моделей равно 2. Обобщенно характеристики оцениваемых нами моделей представлены в табл. 2.

Таблица 2

Применяемые модели и их характеристики

	Базовая модель (DFM)	Вспомогательная модель (BVAR)
Спецификация	Obs. Eq.: $X_t^s = \sum_{k=1}^p \Lambda_k f_{t-k} + u_t$ State Eq.: $f_t = c + \sum_{k=1}^p \Phi_k f_{t-k} + \varepsilon_t$	$X_t = c + \sum_{k=1}^p \Phi_k X_{t-k} + \varepsilon_t$
Обозначения	X_t^s — темп прироста ВДС в отраслях f_t — общий фактор для всех отраслей (набл.+ненабл.) Λ_k , $k = 1, \dots, p$ — факторные нагрузки $u_t = \psi u_{t-1} + \xi_t$, $\xi_t \sim N(0, R)$ Φ_k , $k = 1, \dots, p$ — матрица коэффициентов, $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$	$X_t = \{X_t^s X_t^M\}$ X_t^s — темп прироста ВДС в отраслях X_t^M — макроэкономические переменные Φ_k , $k = 1, \dots, p$ — матрица коэффициентов, $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$
Метод оценивания	MCMC	MCMC
Число параметров	120 + 10	120 + 10
Prior	flat	Minnesota ($\lambda = 0,2$)

	Базовая модель (DFM)	Вспомогательная модель (BVAR)
ВВП (наукаст + прогноз)	Собирается из отраслей, веса — структура прошлого года	Собирается из отраслей, веса — структура прошлого года
	Benchmark (1): AR-A	Benchmark (2): AR-S
Спецификация	$y_t = A + \sum_{k=1}^p \Phi_k y_{t-k} + \varepsilon_t$	$x_t = c + \sum_{k=1}^p \Phi_k x_{t-k} + \varepsilon_t$
Обозначения	y_t — темп прироста ВВП $\Phi_k, k = 1, \dots, p$ — матрица коэффициентов, $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$	x_t — темп прироста ВДС в отраслях $\Phi_k, k = 1, \dots, p$ — матрица коэффициентов, $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma)$
Метод оценивания	OLS	OLS
Число параметров	1	10
λ	—	—
ВВП (наукаст + прогноз)	Моделируется агрегированный ВВП	Собирается из отраслей, веса — структура прошлого года

Источник: составлено авторами.

Описание статистических данных

Основным источником статистических данных для исследования послужили квартальные ряды на горизонте 2011–2021 гг., преимущественно полученные через CEICData. В качестве объясняемых переменных в моделях выступили валовые добавленные стоимости десяти отдельных российских отраслей по ОКВЭД2 (добыча, обрабатывающая промышленность, электропотребление и водоснабжение, строительство, розничная и оптовая торговля, транспортировка и хранение, финансовая деятельность, операции с недвижимостью, деятельность государственного сектора). Отрасли были выбраны на основе их доли в валовом внутреннем продукте. ВДС по другим отраслям суммировались в 11-ю объясняемую переменную — «Прочие». Также отдельно моделировалась переменная «Чистые налоги».

Сезонное сглаживание для объясняемых переменных проводилось отдельно для агрегированного ВВП и отдельно для валовых добавленных стоимостей по отраслям методом X-13-ARIMA. Разница в сглаживании относилась на компонент «Чистые налоги».

Таблица 3 содержит описательную статистику квартальных сезонно-сглаженных темпов роста агрегированного ВВП и ВДС в крупнейших отраслях. Среднее значение темпа роста агрегированного ВВП составило 0,74, при этом невысокая отрицательная автокорреляции свидетельствует

о достаточно высокой волатильности показателя. На дезагрегированном уровне наибольшие средние значения наблюдаются для отраслей финансов и недвижимости, что свидетельствует о более высоких темпах роста в данных отраслях. В то же время торговля и транспорт обладают большей корреляцией с ВВП и более высоким стандартными отклонениями, т.е. они наилучшим образом объясняют краткосрочную динамику ВВП. При этом торговля имеет достаточно высокую инерцию, о чем говорит коэффициент автокорреляции.

Таблица 3

**Секторальные ВДС и их основные описательные статистики,
% кв/кв SA**

Отрасль	Доля в ВВП, %	Среднее	Стандартное отклонение	Корреляция с ВВП	Автокорреляция
ВВП	100	0,74	2,68	1,00	−0,07
Обработка	14,4	0,94	3,12	0,78	−0,18
Торговля	11,7	0,88	5,09	0,93	−0,02
Добыча	11,5	0,53	3,36	0,71	0,14
Недвижимость	8,9	0,69	1,30	0,42	−0,41
Госсектор	6,4	0,50	0,77	0,24	0,08
Транспорт	5,4	0,84	4,70	0,95	0,07
Строительство	4,6	0,56	2,77	0,57	0,05
Финансы	4,1	2,29	3,72	0,50	0,12
ЭГиВ	2,7	0,51	2,84	0,51	0,49
Прочие	19,7	0,68	2,64	0,85	−0,16
Чистые налоги	10,6	0,47	3,41	0,71	0,08

Источник: составлено авторами.

Помимо описательных статистик, на рис. 1 представлены кросс-секторальные дисперсии роста отраслевой добавленной стоимости. Данные дисперсии имеют тенденцию быть контрциклическими с определенным временным лагом с ВВП в период кризисных явлений в экономике, что обозначено на рисунке черными областями. В частности, пики дисперсии обычно возникают сразу после периодов спада, что выявляет асинхронность реакции различных отраслей экономики на дестабилизирующее воздействие, проявляющееся в агрегированном показателе. Кроме того, диапазон секторальных ВДС на графике показывает темпы роста наиболее сильных и наиболее слабых отраслей. Как правило, максимальные темпы роста ВДС наблюдались в обработке и финансах, а минимальные — в строительстве и торговле.

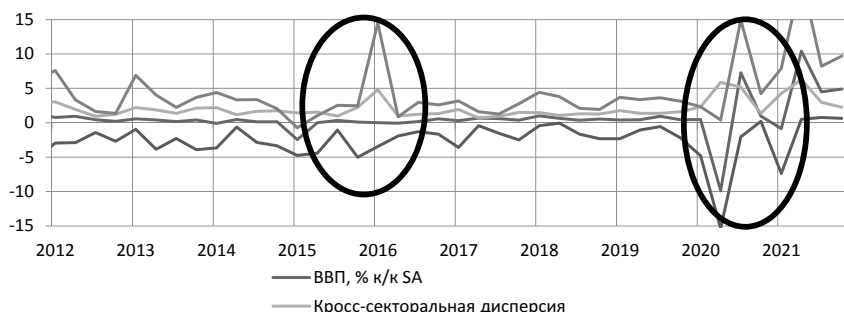


Рис. 1. Дисперсия ВВП и отраслевых ВДС, % кв/кв SA
 Источник: построено на основе расчетов авторов.

Для построения ненаблюдаемых факторов было использовано 120 статистических показателей. Показатели отбирались с учетом международного опыта прогнозирования ВВП производственным методом. Все объясняющие переменные можно разделить на четыре основные группы, в соответствии с классификацией, определенной авторами на основе анализа академической литературы:

- группа 1: показатели реального сектора (индексы промышленного производства в отраслевом разрезе, оборот оптовой и розничной торговли, грузооборот, уровень занятости и безработицы и т.д.) — 37 переменных;
- группа 2: финансовые показатели и показатели внешнего сектора (показатели фондового рынка, валютный курс, денежные агрегаты, процентные ставки по ОФЗ, объем кредитов и депозитов, индикаторы деловой активности и уровня цен в странах — торговых партнерах, цены на основные товары российского экспорта) — 33 переменные;
- группа 3: опросные показатели (индексы Markit PMI, индексы предпринимательской уверенности Росстата, сводные опережающие индикаторы НИУ ВШЭ, ОЭСР и т.д.) — 30 переменных;
- группа 4: ценовые показатели (потребительские цены в разрезе товарных групп, цены производителей, цены на основных товарных рынках (нефть, газ, металлы) и т.д.) — 20 переменных.

Все объясняемые и объясняющие переменные за исключением процентных ставок представлены в виде сезонно-сглаженной разности логарифмов.

Прогнозирование ВВП России

В рамках данного исследования произведена оценка точности вневыборочных прогнозов агрегированного ВВП на горизонте с I квар-

тала 2018 г. по IV квартал 2021 г. Размер обучающей выборки определен с I квартала 2011 г. по IV квартал 2017 г. При этом авторы не фокусировались на значении квартальных темпов роста ВВП в какой-то конкретный период в будущем, поэтому оценивали способность моделей прогнозировать кумулятивный рост на один период вперед и на два периода вперед. В качестве соответствующей метрики, на основе которой произведено сравнение ошибок между моделями, был использован квадратный корень из среднеквадратической ошибки (root-mean-square error, RMSE):

$$RMSE_{m,h} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_t^T e_{m,h,t}^2}. \quad (8)$$

Рассчитанные авторами показатели представлены в табл. 4. Кроме того, для оценки разницы квадрата ошибок каждой эталонной модели и простого бенчмарка, в качестве которого использовалась модель *AR-A*, был применен тест Диболда — Мариано (Diebold, & Mariano, 1995):

$$\beta^{DM} = e_{m,h,t}^2 - e_{AR-A,h,t}^2. \quad (9)$$

Отрицательный коэффициент теста показывает, что регрессия дала меньшую ошибку, чем бенчмарк на горизонте прогноза.

Таблица 4

**Оценка среднеквадратической ошибки и тест Диболда — Мариано
для анализируемых моделей**

	<i>RMSE</i>		<i>RMSE, по периодам совместной динамики</i>		Diebold — Mariano	
	I кв.	II кв.	Низкой	Высокой	I кв.	II кв.
<i>DFM</i>	0,02	0,81	0,27	12,47	−0,14	−0,11
<i>BVAR</i>	0,05	0,82	0,31	12,6	−0,1	−0,1
<i>AR-A</i>	0,16	0,91	0,40	12,48	...	...
<i>AR-S</i>	0,18	0,89	0,38	12,58	0,02	−0,06

Источник: составлено авторами.

На основе показателя *RMSE* можно сделать вывод, что модели показывают существенные отличия по прогностической способности. В частности, на горизонте I и II кварталов модели *DFM* и *BVAR* дают наилучшие результаты, поскольку одновременно учитывают отраслевые ряды добавленной стоимости и макроэкономические переменные. При этом сужение пространства параметров путем наложения факторной структуры повышает точность прогноза по сравнению с простыми бенчмарками, что подтверждает более высокую прогностическую способность факторной модели.

Кроме того, в работе было проанализировано влияние однородности динамики отраслевых рядов добавленной стоимости на качество итоговых прогнозов. Для этого были выделены периоды высокой и низкой однородности движения рядов. Для этих периодов были посчитаны средние квадратические оценки. Систематических различий между периодами с высокой и низкой волатильностью отраслевых рядов не было выявлено. В целом можно отметить, что при высокой неоднородности секторальной динамики использование отраслевой дезагрегированной модели улучшает прогнозы по сравнению с агрегированными аналогами.

Одной из сильных сторон многомерных моделей является то, что они позволяют отражать совместную динамику между секторами. Поэтому мы проанализировали, является ли более высокая прогностическая способность моделей обусловленной различием в возможности зафиксировать общую динамику между различными отраслями. На основе того факта оправданно предположить, что в случае отраслевых моделей совокупная ошибка является взвешенной суммой отраслевых ошибок, поэтому мы разложили дисперсию совокупной ошибки в виде суммы отраслевых дисперсий и ковариаций ошибки прогноза:

$$Var(e_y) = Var\left(\sum_{s=1}^S w_s e_s\right) = \sum_{s=1}^S w_s^2 Var(e_s) + 2 \sum_{1 \leq s < s' \leq S} w_s w_{s'} Cov(e_s, e_{s'}). \quad (10)$$

Графически полученные результаты представлены на рис. 2, где отражены оба компонента дисперсии совокупной ошибки. Для агрегированных моделей разложение совокупной ошибки на секторальную и общий эффект вычисляется путем замены секторального прогноза на совокупный прогноз, т.е. предполагается, что все отраслевые прогнозы растут с одинаковой скоростью.

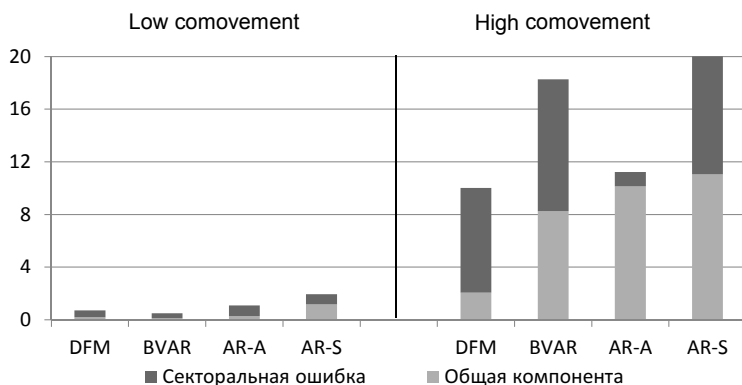


Рис. 2. Декомпозиция дисперсии ошибки
 Источник: построено на основе расчетов авторов.

Полученные результаты показывают, что в периоды как высокой, так и низкой волатильности наблюдается снижение дисперсии совокупной ошибки из-за более низкой ковариации секторальных ошибок. Таким образом, DFM дает наименьшую ковариацию отраслевых ошибок, что в основном обусловлено сокращением ковариационной компоненты, а не улучшением прогнозов для отдельных секторов. Это говорит о том, что моделирование отраслевого ВДС при помощи динамической факторной модели позволяет улучшить качество прогноза по сравнению с альтернативными моделями.

Заключение

В результате исследования эмпирически доказано, что в условиях высокой волатильности ключевых макроэкономических показателей приоритетным инструментом прогнозирования ВВП является дезагрегированная динамическая факторная модель. Применение DFM для моделирования динамики российского ВПП по производству позволяет генерировать более точные прогнозные показатели. В условиях масштабных шоков предложения, произошедших в последнее время, стандартный подход к прогнозированию ВВП с точки зрения компонент использования не позволяет в полной мере объяснять и предсказывать природу, и, что самое важное, потенциальные последствия шоков экономики.

Авторами в рамках данной работы на основе динамики роста отраслевых показателей и различных показателей реального, финансового и внешнего секторов экономики, а также ценовых и опросных индикаторов за период с 2011 по 2021 г., произведена оценка прогностической способности различных моделей на основе производственного метода. Для моделирования использовались модели векторной авторегрессии (BVAR) и модели комбинирования (DFM), которые сравнивались с простыми бенчмарками на основе моделирования агрегированного или дезагрегированного ВВП. Авторами выявлено, что вневыборочные ошибки прогноза на период с 2018 по 2021 г. у DFM оказались значительно ниже альтернативных спецификаций (BVAR, бенчмарки) за счет использования секторальной информации о валовых добавленных стоимостях отдельных отраслей. В рамках подразделения выборки в зависимости от макроэкономической ситуации, что определялось высокой или низкой степенью совпадения отраслевых динамик, результаты были подтверждены, а значит, модель DFM показывает более низкую ошибку (большую прогностическую способность), в том числе и в кризисные периоды.

Кроме того, с целью проверки стабильности оценок для моделей была произведена динамическая оценка точечных прогнозов на четыре квартала с учетом происходивших пересмотров данных по реальному сектору. Полученный анализ показал, что оценки при помощи модели

DFM по производству дают более устойчивый и стабильный во времени результат.

Подытожив полученные результаты, можно отметить, что полученная DFM-модель позволяет оценивать отдельные компоненты ВВП и превосходит по своим прогностическим качествам другие рассмотренные нами модели. Таким образом, модели прогнозирования ВВП с помощью производственного подхода, и особенно DFM-модель, являются ценным дополнением к существующим краткосрочным моделям ВВП, поскольку позволяют учитывать поведение различных отраслей в альтернативных макроэкономических сценариях.

Список литературы

Куранов, Г. О., Стрижкова, Л. А., & Тишина, Л. И. (2021). Межотраслевые и факторные модели в макроэкономическом анализе и межотраслевых исследованиях. *Вопросы статистики*, 28(2), 5–23. <https://doi.org/10.34023/2313-6383-2021-28-2-5-23>

Пономаренко, А. А., Попова, С. В., Синяков, А. А., Турдыева, Н. А., & Чернядьев, Д. Н. (2020). Оценка последствий эпидемии для экономики России через прирост межотраслевого баланса. *Деньги и кредит*, 79(4), 3–17. <https://doi.org/10.31477/rjmf.202004.03>

Турунцева, М. Ю. (2011). Прогнозирование в России: обзор основных моделей. *Экономическая политика*, 1, 193–202.

Широв, А. А., & Янговский, А. А. (2017). Межотраслевая макроэкономическая модель RIM — развитие инструментария в современных условиях. *Проблемы прогнозирования*, 28(3), 3–18. <https://doi.org/10.1134/S1075700717030121>

Angelini, E., Bańbura, M., & Rünstler, G. (2008). Estimating and Forecasting the Euro Area Monthly National Accounts from a Dynamic Factor Model. *European Central Bank Working Paper*, 953.

Banbura, M., Giannone, D., & Reichlin, L. (2010). Large Bayesian Vector Autoregressions. *Journal of Applied Econometrics*, 25, 71–92. <https://doi.org/10.1002/jae.1137>

Barhoumi, K., Darne, O., Ferrara, L., & Pluyaud, B. (2012). Monthly GDP forecasting using bridge models. Application for the French economy. *Bulletin of Economic Research*, 64, 53–70.

Bäurle, G., Steiner, E., & Züllig, G. (2018). Forecasting the production side of GDP. *SNB Working Papers*, 16.

Bermingham, C., & D'Agostino, A. (2011). Understanding and Forecasting Aggregate and Disaggregate Price Dynamics. *European Central Bank Working Paper Series*, 1365.

Bessec, M., & Doz, C. (2014). Short-term forecasting of French GDP growth using dynamic factor models. *OECD Journal. Journal of Business Cycle Measurement and Analysis*, vol. 2013, 2. <https://doi.org/10.1787/jbcm-a-2013-5jz74210pt8s>

Boivin, J., & Giannoni, M. (2006). DSGE Models in a Data-Rich Environment. *NBER Technical Working Paper 0332*, National Bureau of Economic Research, Inc.

Boivin, J., & Ng, S. (2006). Are More Data Always Better for Factor Analysis? *Journal of Econometrics*, 132, 169–194. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2005.01.027>

Carriero, A., Kapetanios, G., & M. Marcellino (2011). Forecasting Large Datasets with Bayesian Reduced Rank Multivariate Models. *Journal of Applied Econometrics*, 26, 736–761. <https://doi.org/10.1002/jae.1150>

- Carvalho, V. M., Nirei, M., Saito, Y. U., & Tahbaz-Salehi, A. (2016). Supply Chain Disruptions. Evidence from the Great East Japan Earthquake. *CEPR Discussion Papers*, 11711.
- Dedola, L., & Lippi, F. (2005). The Monetary Transmission Mechanism. Evidence from the Industries of Five OECD Countries. *European Economic Review*, 49(6), 1543–1569. <https://doi.org/10.1016/J.EUROECOREV.2003.11.006>
- Diebold, F. X., & Mariano, R. S. (1995). Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, 253–263. <https://doi.org/10.1198/073500102753410444>
- Drechsel, K. & Scheufele, R. (2012). Bottom-up or Direct? Forecasting German GDP in a Data-rich Environment. *Swiss National Bank Working Papers*, 16.
- Fares, J., & Srour, G. (2001). The Monetary Transmission Mechanism at the Sectoral Level. *Working Paper*, 2001-27, *Bank of Canada*.
- Ganley, J., & Salmon, C. (1997). The Industrial Impact of Monetary Policy Shocks. Some Stylized Facts. *Working Paper*, 68, *Bank of England*.
- Giannone, D., Lenza, M., & Primiceri, G. E. (2015). Prior selection for vector autoregressions. *Review of Economics and Statistics*, 97, 436–451. https://doi.org/10.1162/REST_a_00483
- Hahn, E. & Skudelny, F. (2008). Early Estimates of Euro Area real GDP Growth. A Bottom Up Approach from the Production Side. *European Central Bank Working Paper Series*, 975.
- Hayo, B., & Uhlenbrock, B. (2000). Industry Effects of Monetary Policy in Germany. In J. von Hagen, & C. J. Waller (Eds.), *Regional Aspects of Monetary Policy in Europe* (p. 127–158). Springer.
- Henkel, L. (2020). Sectoral output effects of monetary policy. do sticky prices matter? *European Central Bank Working Paper Series*, 2473.
- Karlsson, S. (2013). Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions. In G. Elliott, & A. Timmermann (Eds.), *Handbook of Economic Forecasting* (vol. 2, chap. 15, p. 791–897). Elsevier.
- Kim, C.-J., & Nelson, C. R. (1999). *State-Space Models with Regime Switching*. The MIT Press.
- Lehmann, R., & Wohlrabe, K. (2013). Forecasting gross value added at the regional level. Are sectoral disaggregated predictions superior to direct ones? *Ifo Institute — Leibniz Institute for Economic Research at the University of Munich, ifo Working Paper*, 171.
- Martinsen, K., Ravazzolo, F., & Wulfsberg, F. (2014). Forecasting Macroeconomic Variables Using Disaggregate Survey Data. *International Journal of Forecasting*, 30, 65–77. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1847595>
- Peersman, G., & Smets, F. (2005). The Industry Effects of Monetary Policy in the Euro Area. *The Economic Journal*, 115(503), 319–342. <https://doi.org/10.1111/J.1468-0297.2005.00991.X>
- Pinkwart, N. (2018). Short-term forecasting economic activity in Germany: a supply and demand side system of bridge equations. *Deutsche Bundesbank Discussion Paper*, 36.
- Schumacher, C. (2014). MIDAS and bridge equations. *Deutsche Bundesbank Discussion Paper*, 26.
- Stock, J. H. & Watson, M. W. (2002). Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes. *Journal of Business and Economic Statistics*, 20, 147–162. <https://doi.org/10.1198/073500102317351921>
- Taylor, J. (1978). Comments on “the temporal and sectoral aggregation of seasonally adjusted time series” by John Geweke. *Economic research report, US Department of Commerce, Bureau of the Census*.

References

Kuranov, G. O., Strizhkova, L. A., & Tishina, L. I. (2021). Inter-Industry and Factor Models in Macroeconomic Analysis and Inter-Industry Research. *Voprosy statistiki*, 28(2), 5–23. <https://doi.org/10.34023/2313-6383-2021-28-2-5-23>

Ponomarenko, A., Popova, S., Sinyakov, A., Turdyeva, N., & Chernyadyev, D. (2020). Assessing the Consequences of the Pandemic for the Russian Economy Through an Input-Output Model. *Russian Journal of Money and Finance*, 79(4), 3–17. <https://doi.org/10.31477/rjmf.202004.03>

Turunceva, M. U. (2011). Forecasting in Russia: An Overview of the Basic Model. *Economic Policy*, 1, 193–202.

Shirov, A. A., & Yantovskii, A. A. (2017). RIM Interindustry Macroeconomic Model: Development of Instruments under Current Economic Conditions. *Studies on Russian Economic Development*, 28(3), 241–252. <https://doi.org/10.1134/S1075700717030121>