



Банк России



**Краткосрочная оценка ВВП России с помощью
DSGE-модели со смешанной частотой данных и
панелью немоделируемых переменных**

Серия докладов об экономических исследованиях

№ 145 / февраль 2025

А. Елисеев

Александр Елисеев

Волго-Вятское ГУ Банка России, Экономическое управление

E-mail: i@aelysee.ru

Автор благодарит коллег за обсуждение результатов работы на внутренних семинарах, проходивших в Банке России в мае и августе 2024 года, а также выражает признательность анонимным рецензентам и сотрудникам Волго-Вятского ГУ Банка России за ценные комментарии, улучшившие исследование.

Серия докладов Банка России проходит процедуру анонимного рецензирования со стороны членов Консультативного исследовательского совета Банка России и внешних рецензентов.

Содержание настоящего доклада по экономическим исследованиям отражает личную позицию автора. Результаты исследования являются предварительными и публикуются с целью стимулировать обсуждение и получить комментарии для возможной дальнейшей доработки материала. Содержание и результаты исследования не следует рассматривать, в том числе цитировать в каких-либо изданиях, как официальную позицию Банка России или указание на официальную политику или решения регулятора. Любые ошибки в данном материале являются исключительно авторскими.

Все права защищены. Воспроизведение представленных материалов допускается только с разрешения автора.

Фото на обложке: Shutterstock/FOTODOM

107016, Москва, ул. Неглинная, 12

Телефоны: +7 499 300-30-00, +7 495 621-64-65 (факс)

Официальный сайт Банка России: www.cbr.ru

© **Центральный банк Российской Федерации, 2025**

Оглавление

Аннотация	4
1. Введение	5
2. Обзор основных методов наукастинга ВВП.....	9
2.1. Регрессионные подходы	9
2.2. Многомерные модели временных рядов	11
3. Методология.....	13
3.1. Исходная модель с квартальной частотой данных	13
3.2. Переход к модели со смешанной частотой данных	14
3.3. Включение немоделируемых переменных	16
4. Данные	17
5. Эконометрическая оценка	20
6. Оценка точности прогнозирования.....	24
6.1. Описание процедуры.....	24
6.2. Метрики качества прогнозов	25
6.3. Конкурирующие модели	26
6.3.1. DSGE-модель без панели немоделируемых переменных (DSGE-mnp).....	26
6.3.2. Динамическая факторная модель (DFM).....	26
6.3.3. Факторная регрессия со смешанной частотой данных (FA-MIDAS)	27
6.4. Модели-бенчмарки	29
6.4.1. Одномерная авторегрессия (AR).....	29
6.4.2. Одномерная авторегрессия с экзогенной переменной (AR-X).....	29
6.4.3. Модель случайного блуждания (RW).....	29
6.5. Результаты.....	29
7. Заключение	33
Список литературы	35
Приложение А.....	43
Приложение В.....	52
Приложение С.....	60
Приложение D.....	72

Аннотация

Данное исследование посвящено улучшению точности прогнозирования темпов роста ВВП России за текущий квартал (наукастинг) в DSGE-моделях. Взяв за основу одну из моделей общего равновесия российской экономики, мы применяем подход, позволяющий модифицировать ее для дальнейшего использования с данными смешанной частоты. Затем мы добавляем уравнение, связывающее панель немоделируемых оперативных индикаторов текущего состояния экономики с наблюдаемыми переменными, динамика которых определяется непосредственно в модели. По результатам процедуры вневыборочного прогнозирования в псевдореальном времени мы фиксируем, что использование дополнительных переменных позволяет увеличить точность наукастинга ВВП России и делает прогноз по данной модели сопоставимым с неструктурными моделями-конкурентами и превосходящим точность моделей-бенчмарков. Мы также изучаем, в какой степени колебания высокочастотных показателей связаны с действием макроэкономических факторов и с какими экономическими шоками ассоциируется объясненная часть колебаний данных рядов. Мы замечаем, что структурная интерпретация немоделируемых переменных является потенциальным преимуществом данной модели, однако с учетом используемой эконометрической методологии к ней следует подходить с определенной осторожностью.

Ключевые слова: наукастинг, ВВП, DSGE-модель, данные со смешанной частотой, прогнозирование в псевдореальном времени.

JEL-коды: C53, C82, E32, E37.

1. Введение

Деловые циклы, так называемые краткосрочные колебания экономической активности, не имеют четкой периодичности (*Burns and Mitchell, 1946*). При этом макроэкономическая политика, нацеленная на стабилизацию экономики вблизи траектории долгосрочного роста, характеризуется лагами в принятии решений и во влиянии на экономику. Как следствие, одним из ключевых элементов при выстраивании стабилизационной политики является точное прогнозирование динамики основных макроэкономических показателей в краткосрочном периоде¹. В связи с этим предмет настоящего исследования составляет главным образом макроэкономическое прогнозирование. В частности, мы фокусируемся на проблеме прогнозирования выпуска – одной из ключевых переменных как с точки зрения анализа делового цикла, так и перспективы теории экономического роста.

Общепринятая мера текущего состояния экономики – динамика валового внутреннего продукта² (ВВП). В большинстве стран мира данный макроэкономический агрегат рассчитывается статистическими агентствами лишь на ежеквартальной основе, а публикация самих данных происходит с ощутимым лагом³. Из-за этого своевременное измерение текущей деловой активности затруднительно. Ситуация осложняется тем, что выходящие данные по ВВП постфактум уточняются и величина этих пересмотров⁴ может быть значительной. В связи с этим оценка динамики ВВП в текущем квартале представляет самостоятельный исследовательский вопрос в теме прогнозирования. Начиная с *Nunes (2005)* такой вид прогнозирования принято называть наукастингом⁵ (nowcasting), и именно на нем сосредоточено наше исследование.

¹ Заметим, что с макроэкономической точки зрения «краткосрочный» период не имеет четкого временного горизонта, поскольку его продолжительность зависит от степени номинальных жесткостей цен и зарплат, присущих той или иной экономике. В используемой в данной работе модели новокейнсианского типа именно наличие данных жесткостей делает возможным влияние стабилизационной политики на реальную экономику (подробнее см. *Galí, 2008*).

² Тем не менее наблюдаемая переменная ВВП может не в полной мере соответствовать ненаблюдаемой переменной выпуска в той или иной макроэкономической модели, в связи с чем логичным выглядит использование нескольких индикаторов, измеряющих экономическую активность. Однако в данной работе мы фокусируемся на прогнозировании ВВП и оставляем в стороне соображения, касающиеся неопределенности измерения выпуска. Методология, позволяющая учитывать данную множественность наблюдаемых переменных, представлена в работе *Boivin and Giannoni (2006)*. *liboshi et al. (2015)* и *Gelfer (2019, 2021)* применяют данный подход в эмпирическом анализе, а *Kryshko (2011a)* предлагает некоторые улучшения, связанные с ускорением вычисления апостериорной функции правдоподобия и оценки параметров.

³ По данным *Stundziene et al. (2024, in press)*, в крупнейших экономиках мира (США, ЕС, страны БРИКС) первые оценки по ВВП за прошедший квартал появляются в период от 4 до 6 недель после окончания отчетного периода. В России предварительная оценка роста ВВП публикуется статистическим ведомством на 30-й рабочий день после окончания квартала (*Росстат, 2018*).

⁴ Хотя наличие пересмотров может быть учтено при прогнозировании ВВП, мы обходим стороной данный аспект, проводя все расчеты в псевдореальном времени. Исследование величины пересмотров ВВП России проведено *Астафьевой и Турунцевой (2021)*, а также *Горностаевым и др. (2022)*. *Горностаев и др. (2021)* сравнивают величину данных уточнений с магнитудой пересмотра исторических значений по росту ВВП в странах ОЭСР. Подход, учитывающий неопределенность первых оценок ВВП при краткосрочном прогнозировании на базе динамической факторной модели, приведен в работе *Anesti et al. (2022)*. Один из методов оценивания неопределенности ВВП России применен в исследовании *Шарафутдинова (2023)*.

⁵ Далее наравне с термином «наукаст(-инг)» мы будем использовать термин «прогноз(-ирование)», имея в виду предсказание значения ВВП за текущий квартал. Таким образом, под прогнозированием в настоящей работе имеется в виду только наукастинг.

В то время как для наукастинга используются эмпирические модели⁶ в приведенной форме (*reduced form*), начиная с работ *Smets and Wouters (2003, 2007)* для построения прогнозов на более дальний горизонт особенно активно применяются структурные (в частности, динамические стохастические модели общего равновесия, DSGE)⁷ и полуструктурные (дополненные *ad-hoc* предположениями, прямо не вытекающими из оптимизационных задач экономических агентов)⁸ макроэкономические модели. Такие модели учитывают критику *Lucas (1976)*, что позволяет использовать их для оценки эффектов макроэкономической политики и выработки рекомендаций по ее проведению. В то же время данный класс моделей, как правило, оценивается и используется на базе ограниченного круга наблюдаемых переменных, имеющих квартальную периодичность. Помимо возможного смещения оценок параметров вследствие агрегирования⁹, в таких моделях в силу ограниченного количества используемой информации невозможно осуществить относительно точный наукастинг основных макропеременных. Как результат, на практике оценки по ним (в том числе по ВВП) уточняются при помощи эмпирических моделей, а затем интегрируются в (полу-)структурные модели в виде заданных значений¹⁰. В первом приближении данная стратегия является весьма приемлемым решением, поскольку в конечном счете это позволяет увеличить точность наукастинга. Однако прогнозы, полученные с помощью эмпирических моделей, не всегда соотносятся с используемой макроэкономической моделью с точки зрения эконометрической спецификации (подробнее см. *Kryshko, 2011b*).

С учетом этого целью нашей работы является повышение точности наукастинга в DSGE-моделях. Мы концентрируемся на задаче прогнозирования ВВП России, используя модель малой открытой экспортно-ориентированной экономики из работы *Крепцева и Селезнева (2017)*. Данная модель, среди прочих, используется на практике при подготовке макроэкономического прогноза Банка России (*Могилат и др., 2021*), что придает дополнительную актуальность нашему исследованию. Для улучшения точности наукастинга мы применяем методологию *Giannone et al. (2016)*, позволяющую модифицировать исходную (оцененную на квартальных данных) DSGE-модель для ее дальнейшего применения на данных смешанной частоты с использованием панели немоделируемых ежемесячных индикаторов¹¹. Последние, согласно результатам нашего исследования, играют ключевую роль в повышении

⁶ См. раздел 2.

⁷ По России см., в частности, работы *Иващенко (2013, 2022)*, *Малаховской (2016)*, а также *Крепцева и Селезнева (2018)*.

⁸ По России см. работу *Нелюбиной (2021)*, а также исследование *Крыжановского и Зыкова (2022)*.

⁹ Подробнее см. работы *Kim (2012)* и *Faroni and Marcellino (2014b)*. Согласно результатам *Kim (2012)*, при оценке DSGE на американских данных со смешанной частотой апостериорная оценка параметра номинальной жесткости цен по *Calvo (1983)* становится меньше и соответствует эмпирическим оценкам на микроданных. Тем самым сокращается период, в течение которого цены в среднем остаются неизменными (6,76 месяца против 17 месяцев при оценке на квартальных данных). Эмпирические оценки *Faroni and Marcellino (2014b)* подтверждают, что величина смещения оценки параметров при использовании модели на квартальных данных (при предположении о том, что решения агентов в модели принимаются на месячной основе) может быть значительной. Использование данных со смешанной частотой позволяет существенно снизить данное смещение.

¹⁰ Описывая процесс краткосрочного сценарного прогнозирования (КСП) макроэкономических показателей в Банке России, *Могилат и др. (2021)* отмечают, что КСП, основываясь на максимально широком объеме информации, используется в качестве входных параметров в моделях среднесрочного прогнозирования. К ним, по словам авторов, относится квартальная прогнозная модель (КПМ), описанная *Орловым (2021)*, а также ряд DSGE-моделей, в том числе используемая в настоящем исследовании модель *Крепцева и Селезнева (2017)*.

¹¹ Далее мы будем называть эту модель DSGE-м.

точности наукастинга ВВП России, позволяя наиболее оперативно спрогнозировать текущее состояние экономики.

В эмпирическом исследовании *Červená and Schneider (2014)* описанная выше методология использовалась для улучшения точности наукастинга ВВП Австрии, а в работе *Meyer-Gohde and Shabalina (2022)* – для прогнозирования ВВП США. Однако данный подход, по нашим сведениям, не применялся для российской экономики. Наша работа призвана заполнить данный пробел. Мы сравниваем точность вневыборочного прогнозирования темпов роста ВВП России в DSGE-м с рядом конкурирующих эконометрических подходов (регрессии со смешанной частотой данных, динамические факторные модели) и пулом моделей-бенчмарков (одномерные модели временных рядов). Проведение всех расчетов в псевдореальном времени позволяет нам отследить точность наукастинга в зависимости от информации, доступной в определенный момент. При этом нами не используются исторические винтажи данных, учитывающие наличие пересмотров ряда показателей российской экономики (*Горностаев и др., 2022*). По этой причине мы концентрируемся на анализе относительной (а не абсолютной) прогнозной силы рассматриваемых моделей. Как и исследование *Červená and Schneider (2014)*, мы демонстрируем, что использование информации из панели немоделируемых ежемесячных индикаторов позволяет увеличить точность прогнозирования ВВП в DSGE-модели. Согласно нашим эмпирическим расчетам на тестовой выборке с I квартала 2017 г. по II квартал 2023 г., данный прирост точности в случае вневыборочного прогнозирования темпов роста ВВП составляет 41% (ошибка наукастинга темпов роста ВВП в среднем на 1 п.п. ниже в случае включения информации из дополнительных переменных в DSGE-модель). Мы также констатируем, что предлагаемая модель по своей прогнозной силе сопоставима с рядом эконометрических методов, зарекомендовавших себя в качестве инструментов наукастинга ВВП (FA-MIDAS и DFM), при этом она оказывается значительно точнее одномерных бенчмарков (AR-X, AR, RW). В последнем случае относительный прирост точности составляет 50% (ошибка наукастинга темпов роста ВВП России в DSGE-м в среднем на 1,6 п.п. ниже, чем в одномерных бенчмарках).

Полученные нами эмпирические результаты демонстрируют, что рост точности наукастинга ВВП в DSGE-м достигается благодаря использованию дополнительного набора макроэкономических рядов, не моделируемых в рамках исходной DSGE-модели, оцененной с использованием ограниченного круга квартальных наблюдаемых переменных. Это может свидетельствовать о том, что данные из немоделируемых высокочастотных индикаторов, с одной стороны, влияют на динамику переменных DSGE-модели (в том числе на ВВП), а с другой – отражают действие общих макроэкономических факторов. В то же время ряд исследований показывают, что для переменных, составляющих подобные панели индикаторов, характерна значительная доля идиосинкразических колебаний¹². Соответственно, для понимания того, в какой степени используемая нами панель высокочастотных

¹² Согласно результатам, полученным *Andreini et al. (2023)* в рамках наукастинга ВВП Германии с помощью DFM, общие факторы объясняют 46% дисперсии наблюдаемых переменных на выборке с 1991 по 2018 гг., тогда как остальные колебания (54%) связаны с действием идиосинкразических факторов. По оценкам *Camacho and Lopez-Buenache (2023)* на основе базы данных FRED-QD, от 50 до 60% колебаний переменных, характеризующих динамику экономики США, не объясняется действием общих факторов. Ранее на основе похожего набора данных *Stock and Watson (2002)* также показали, что общие факторы объясняют от 39 до 53% дисперсии наблюдаемых рядов. Исследуя панель макроэкономических переменных по США, *Giannone et al. (2002, 2004)* и *Boivin and Ng (2006)* дают несколько отличные оценки. В первом случае доля идиосинкразических колебаний оценивается в диапазоне от 30 до 40%, тогда как во втором случае – от 56 до 69% в зависимости от количества используемых в модели общих факторов.

переменных связана с динамикой DSGE-м, мы даем оценку колебаний, относящихся к структурным и идиосинкразическим шокам. На рассматриваемом нами временном промежутке (I квартал 2003 г. – II квартал 2023 г.) в среднем 45% дисперсии ежемесячных индикаторов объясняется экономически содержательными причинами, тогда как остальная часть колебаний (55%) приходится на «шум» и не содержит информации о динамике основных макропеременных. Устойчивость данной оценки подтверждена на короткой выборке, не включающей кризисы 2020 и 2022 годов. Наиболее информативными с точки зрения сигнала о макроэкономической динамике являются показатели реального сектора (68% объясненной дисперсии), наиболее прямо отражающие оперативные тенденции в разных секторах экономики. При этом в последние несколько лет (2020–2023 гг.) колебания данных переменных стали более тесно связаны с общей макроэкономической картиной.

В отличие от эмпирических моделей, применяемая нами для наукастинга ВВП России DSGE-модель позволяет анализировать, с какими макроэкономическими шоками ассоциируется объясненная часть колебаний немоделируемых ежемесячных переменных. Однако по сравнению с другими исследованиями, применяющими методологию *Giannone et al. (2016)*, мы отмечаем некоторые эконометрические недостатки данного подхода, не позволяющие давать структурную интерпретацию данным показателям. Тем не менее, с нашей точки зрения, возможность построения такой исторической декомпозиции является преимуществом DSGE-м над конкурирующими эмпирическими моделями в приведенной форме, поскольку позволяет придать экономическое содержание динамике вспомогательных переменных, используемых для наукастинга ВВП.

Сопутствующая литература. Наша работа дополняет эмпирические исследования по теме краткосрочного прогнозирования ВВП России (*Стырин и Потапова, 2009; Поршаков и др., 2016; Ачкасов, 2016; Dahlhaus et al., 2017; Пономарев и Плескачев, 2018; Микош и Соланко, 2019; Станкевич, 2020; Zhemkov, 2021; Зубарев и Рыбак, 2021; Гареев и Полбин, 2022; Зубарев и др., 2022; Крупкина и др., 2022; Макеева и Станкевич, 2022; Станкевич, 2023; Рыбак, 2023; Фокин, 2023; Макеева и др., 2024; Ляхнова и Коленко, 2024; Могилат и др., 2024*). Как и авторы ряда других работ (*Červená and Schneider, 2014; Giannone et al., 2016; Yau and Hueng, 2019; Meyer-Gohde and Shabalina, 2022*), мы концентрируемся на улучшении точности наукастинга ВВП в DSGE-модели. При этом, в отличие от *Yau and Hueng (2019)* и *Meyer-Gohde and Shabalina (2022)*, мы не оцениваем модель на данных смешанной частоты, а используем подход *Giannone et al. (2016)*, позволяющий модифицировать DSGE-модель, предварительно оцененную на квартальных данных.

Вклад в литературу. По нашим сведениям, это первая работа, использующая макроэкономические (структурные) модели для наукастинга ВВП России. Прогнозные свойства исследуемой нами модели сравниваются с основными методами краткосрочного прогнозирования, широко распространенными в исследованиях и на практике. В отличие от других работ, посвященных наукастингу ВВП России, мы проводим эконометрический анализ немоделируемых ежемесячных переменных. Это позволяет нам оценить, в какой степени динамика подобных показателей отражает сигнал об общих макроэкономических тенденциях.

Оставшаяся часть работы структурирована следующим образом. В *разделе 2* обозреваются предыдущие исследования, посвященные проблеме наукастинга ВВП. *Раздел 3* содержит качественное описание изначальной DSGE-модели и методологии ее последующей трансформации с целью включения дополнительных наблюдаемых переменных, используемых для увеличения точности наукастинга ВВП России. В *разделе 4* описывается массив данных, применяемых в эмпирических расчетах. В

разделе 5 анализируются результаты эконометрической оценки модели, а в разделе 6 мы сравниваем точность прогнозирования ВВП России в DSGE-м с рядом моделей-конкурентов и моделей-бенчмарков. В разделе 7 подводятся итоги данной работы, а также приводятся дальнейшие возможные направления исследований по данной теме. В ходе работы мы активно ссылаемся на приложения A–D, дополняющие основной материал.

2. Обзор основных методов наукастинга ВВП

2.1. Регрессионные подходы

Эмпирические стратегии¹³ наукастинга ВВП основаны на использовании дополнительной информации из оперативных (ежемесячных, еженедельных, ежедневных) показателей, прямо или косвенно отражающих текущее состояние экономики. В более ранних исследованиях для этого применяется модель множественной регрессии – так называемое уравнение связи (bridge equation). В данной модели рост ВВП за квартал предсказывается на основе сбалансированной панели ежемесячных переменных, агрегированных в квартальное выражение. Характеризуясь относительной простотой реализации, данный подход имеет некоторые ограничения. Во-первых, наукастинг с помощью такой модели возможен только при наличии всех ежемесячных наблюдений за квартал: на практике в этом случае, как правило, недостающие значения объясняющих переменных прогнозируются с помощью отдельных моделей (Trehan, 1989, 1992; Parigi and Schlitzer, 1995; Ingenito and Trehan, 1996; Rünstler and Sédillot, 2003; Baffigi et al., 2004; Golinelli and Parigi, 2007). Во-вторых, уравнения связи не позволяют осуществлять наукастинг в случае, когда объясняющие переменные имеют различный лаг в публикации новых данных. Из-за этого, как заметил Wallis (1986), возникает проблема «неровного края» (ragged edge), при которой панель становится несбалансированной. В конечном счете описанные аспекты сужают горизонт прогнозирования и снижают возможность получения наиболее оперативных оценок по ВВП. Помимо этого, агрегация ежемесячных переменных в квартальную частоту потенциально может привести к потере информации, релевантной для увеличения точности прогнозирования.

Последнее обстоятельство служит причиной применения регрессии со смешанной частотой данных (Mixed DAta Sampling, MIDAS), сформулированной в работах Ghysels et al. (2004, 2007). Данная модель позволяет использовать экономный способ параметризации высокочастотных показателей на основе функций распределенных лагов, агрегирующих значения объясняющих переменных в (более низкую) частоту прогнозируемой переменной. Также возможно использование регрессии MIDAS без использования взвешивающей функции (unrestricted MIDAS, U-MIDAS). Симуляционные эксперименты Foroni et al. (2015) показывают, что в случае незначительного расхождения частоты между зависимой и независимыми переменными (например, в случае наукастинга квартального ВВП на основе ежемесячных данных) U-MIDAS оказывается предпочтительнее MIDAS с экспоненциальным лагом Алмона. В эмпирической части на примере задачи наукастинга ВВП в США и еврозоне авторы заключают, что U-MIDAS не уступает в точности традиционным MIDAS.

¹³ Подробный обзор наиболее распространенных моделей наукастинга представлен в работах Bańbura et al. (2013), Foroni and Marcellino (2013) и Cascardi-Garcia et al. (2023). Здесь же мы лишь кратко останавливаемся на различных подходах, обосновывая применяемые в настоящей работе модели.

Начиная с *Clements and Galvão (2008, 2009)*, регрессии MIDAS активно¹⁴ применяются для наукастинга, демонстрируя приемлемую точность прогнозирования в сравнении с другими моделями. Так, *Kuzin et al. (2011)* показывают, что наукаст ВВП еврозоны по MIDAS с лагом зависимой переменной (AR-MIDAS) оказывается точнее, чем по модели одномерной авторегрессии (AR) и модели векторной авторегрессии со смешанной частотой данных (MF-VAR). *Bai et al. (2013)*, сравнивая регрессии MIDAS с моделями пространства состояний (state space) в симуляционных экспериментах и в ходе эмпирических упражнений по прогнозированию роста ВВП США, приходят к выводу о том, что данные подходы сопоставимы с точки зрения точности прогнозирования. *Faroni and Macellino (2014a)*, исследуя дезагрегированный подход к наукастingu ВВП еврозоны (как со стороны производства, так и со стороны компонентов использования), выяснили, что рассматриваемые регрессии класса MIDAS (AR-MIDAS, MIDAS с факторами) превосходят по точности AR, уравнения связи и MF-VAR. *Schumacher (2016)*, осуществляя вневыборочный прогноз роста ВВП еврозоны на пострецессионной выборке с I квартала 2010 г. по IV квартал 2014 г., продемонстрировал, что MIDAS превосходят уравнения связи в прогнозной силе. В ряде случаев MIDAS выигрывают в точности и у более продвинутых моделей наукастинга: работы *Kuck and Schweikert (2021)* и *Zhang et al. (2023)* на примере задачи прогнозирования ВВП федеральной земли Баден-Вюртемберга (Германия) и Китая соответственно делают вывод о превосходстве MIDAS над динамическими факторными моделями (DFM).

В приложении к российской экономике MIDAS также демонстрируют высокие способности к прогнозированию. По результатам, полученным *Микошем и Соланко (2019)*, наукаст ВВП России с помощью U-MIDAS и модели с неэкспоненциальным полиномом Алмона (MIDAS-R-nealmon) в периоды высокой волатильности оказывается точнее, чем при прогнозировании с помощью уравнений связи. В нашем случае данный результат особенно актуален, поскольку тестовая выборка, используемая нами в эмпирической части исследования, включает кризисы 2020 и 2022 годов. *Макеева и Станкевич (2022)* показывают, что наукаст годовых темпов роста ВВП России по U-MIDAS и MIDAS-R-nealmon оказывается стабильно точнее, чем в DFM и AR(1), а в некоторых случаях и точнее прогноза по MF-BVAR. MIDAS с марковскими переключениями режимов, изучаемые *Станкевичем (2023)*, демонстрируют наибольшую точность прогнозирования в сравнении с традиционными MIDAS и MF-BVAR.

В эмпирической части исследования мы также используем модели класса MIDAS в качестве одного из конкурирующих классов моделей наукастинга ВВП России. При этом традиционные MIDAS во избежание излишней параметризации оцениваются с использованием небольшого числа регрессоров, тогда как мы работаем с относительно большим числом наблюдаемых переменных¹⁵. В связи с этим мы применяем дополненную факторами регрессию MIDAS (Factor-Augmented MIDAS, FA-MIDAS), предложенную в работе *Marcellino and Schumacher (2010)*. В данной модели в качестве объясняющих переменных мы используем статические факторы из динамической факторной модели, оцененной двухшаговым методом *Giannone et al. (2008)* и *Doz et al. (2011)*.

¹⁴ Согласно метаанализу *Stundziene et al. (2024, in press)*, MIDAS используются в 22,8% опубликованных работ на тему наукастинга: чаще, чем уравнения связи (10,4%), модели векторной авторегрессии (17,6%) и алгоритмы машинного обучения (5,2%), но реже, чем факторные модели (42,5%).

¹⁵ См. таблицу В1 приложения В.

2.2. Многомерные модели временных рядов

Помимо регрессионных подходов¹⁶, для наукастинга ВВП также применяются многомерные модели временных рядов, в том числе в форме пространства состояний (state space). Последняя вкупе с фильтрацией и сглаживанием Калмана позволяет использовать данные со смешанной частотой¹⁷ и несбалансированные¹⁸ панели, а также осуществлять наукастинг ВВП в реальном времени при наличии несинхронной публикации новых данных по различным показателям. За счет формирования прогнозов по всем регрессорам, входящим в модель, такие подходы позволяют анализировать, с какими наблюдаемыми переменными ассоциируется изменение наукаста темпов роста ВВП, что в целом значительно повышает интерпретируемость краткосрочных прогнозов. В частности, *Bañbura and Modugno (2010)* вводят концепцию «сюрпризов» (news), что позволило им оценить вклад новой информации по каждой из наблюдаемых переменных в пересмотр прогноза темпов роста ВВП. Впоследствии *Hayashi and Tachi (2021)* предложили усовершенствованный подход, позволяющий оценить эффект от уточнения ретроспективных данных на изменение прогноза. Что касается эмпирических результатов, то *Modugno et al. (2016)* выяснили, что переменные реального сектора наиболее информативны с точки зрения уточнения наукаста ВВП Турции. Для российской экономики, по данным *Dahlhaus et al. (2017)*, переоценка параметров модели приводит к значительно большему изменению прогнозируемого ВВП для России, чем для других развивающихся стран (Бразилия, Индия, Китай, Мексика). По мнению авторов, этот факт отражает относительно волатильный характер российских данных.

Среди многомерных моделей временных рядов наиболее распространены два подхода к наукастингу ВВП – построение векторной авторегрессии со смешанной частотой данных (Mixed Frequency Vector AutoRegression, MF-VAR) и динамической факторной модели (Dynamic Factor Model, DFM)¹⁹. В первом случае моделируется

¹⁶ Для краткости мы опускаем параметрические и непараметрические методы машинного обучения, которые стали особенно активно применяться для наукастинга ВВП на фоне высокой волатильности в период пандемического кризиса 2020 года. Так, *Huber et al. (2023)* оценивают MF-VAR, функциональная форма которой определяется непараметрически с помощью байесовского алгоритма деревьев решений (Bayesian additive regression trees, BART). Для 2020 г. модель демонстрирует существенный прирост точности вневыборочного прогноза темпов роста ВВП стран еврозоны в сравнении с линейной MF-VAR. На тестовой выборке по экономике США за период с 2000 по 2018 г. включительно *Soybilgen and Yazgan (2021)* показывают, что алгоритмы деревьев решений (Bagged decision trees, Random forest, Stochastic gradient tree boosting) превосходят DFM в плане точности наукастинга квартального роста ВВП. Согласно результатам *Richardson et al. (2021)*, различные алгоритмы машинного обучения (LSBoost, SVM, нейронные сети, регрессии с регуляризацией) при наукастинге ВВП Новой Зеландии (с 2009 по 2019 г. включительно) оказываются точнее, чем DFM и AR. Похожие выводы получены и для ВВП Китая (*Zhang et al., 2023*). В контексте российской экономики *Гареев и Полбин (2022)* демонстрируют, что точность прогнозирования ВВП в моделях с регуляризацией (Ridge, LASSO и Elastic Net) оказывается выше, чем в остальных алгоритмах (Bagging, k Nearest Neighbor, Random forest, Support vector machine, XGboost) и одномерных бенчмарках (AR, AR с экзогенной переменной). *Ляхнова и Коленко (2024)* используют модели с регуляризацией для наукастинга разрыва ВВП (разницы между наблюдаемым фактическим и ненаблюдаемым потенциальным выпуском) на основе опросных данных, формируемых Банком России в ходе ежемесячного мониторинга компаний нефинансового сектора. Согласно расчетам авторов, на горизонте с января по октябрь 2023 г. среднеквадратичная ошибка прогноза в данной модели была несколько ниже, чем в модели ARIMA.

¹⁷ В линейных моделях для этого используется аппроксимация *Mariano and Murazawa (2003, 2010)*, позволяющая определить наблюдаемую квартальную динамику переменных через ненаблюдаемые ежемесячные показатели.

¹⁸ *Giannone et al. (2009)* используют алгоритм EM (Expectation Maximization) для оценки параметров MF-VAR, а *Bañbura and Modugno (2014)* адаптируют его для оценки параметров DFM.

¹⁹ По динамическим факторным моделям см. подробные обзоры *Stock and Watson (2016)* и *Barhoumi et al. (2017)*.

совместная динамика квартального ВВП и ежемесячных показателей. Использование байесовских методов оценивания, предлагаемых *Schorfheide and Song (2015)*, позволяет избежать «проклятия размерности» и оценивать модели с большим числом наблюдаемых переменных. В целом же MF-(B)VAR зарекомендовали себя в плане относительной точности прогнозирования. По данным работы *McCracken et al. (2021)*, наукаст ВВП США по MF-BVAR в основном совпадает по точности с SPF (Survey of Professional Forecasters), но проигрывает опросу BCEI (Blue Chip Economic Indicators) на тестовой выборке с 1985 по 2017 г. включительно. При этом *Brave et al. (2019)* на выборке с 2004 по 2016 г. не находят значимых отличий в точности наукаста MF-BVAR от оценок BCEI. По результатам исследования *Cimadomo et al. (2022)* наукаст ВВП США по MF-BVAR сопоставим по точности с [прогнозом Федерального резервного банка Нью-Йорка](#), основанным на DFM, описанной в работе *Vok et al. (2018)* и усовершенствованной *Almuzara et al. (2023)*. Модели VAR в том числе зарекомендовали себя в эмпирических работах по наукастingu ВВП России. *Станкевич (2020)*, проводя наукастинг в MIDAS и MF-BVAR для разных тестовых выборок (2014–2018 гг., 2016–2018 гг.), выясняет, что самую высокую точность демонстрируют векторные авторегрессии. По результатам исследований *Макеевой и Станкевича (2022)* прогноз темпов роста ВВП по MF-BVAR оказывается точнее, чем в DFM, MIDAS и AR(1). *Фокин (2023)* демонстрирует значимый прирост точности наукастинга в MF-BVAR в сравнении с квартальной BVAR, интегрированной моделью авторегрессии – скользящего среднего (ARIMA) и наивным прогнозом.

В основе же DFM, сформулированной в работах *Geweke (1977)* и *Sargent and Sims (1977)*, лежит стилизованный факт о том, что большинство экономических переменных движутся сонаправленно (с точностью до знака), тем самым образуя деловые циклы в экономике. Впервые данное эмпирическое наблюдение описали *Burns and Mitchell (1946)*, проанализировав сотни макроэкономических рядов по США. *Stock and Watson (1989)* формализовали данный вывод, выделив с помощью модели ненаблюдаемых компонент несколько латентных факторов, вбирающих в себя колебания основных макроэкономических переменных и образующих совпадающие и опережающие индикаторы экономической активности.

Начиная с работ *Evans (2005)* и *Giannone et al. (2008)*, DFM стали широко применяться в задаче наукастинга ВВП, в том числе и в приложении к России. Модель, оцениваемая *Стыриным и Потаповой (2009)*, на горизонте наукаста оказывается точнее модели случайного блуждания, одномерных авторегрессий, оценок Министерства экономического развития РФ и прогнозов, основанных на индексах Центра развития НИУ ВШЭ. *Поршаков и др. (2016)* описывают DFM, которая применяется в Банке России для оценки и краткосрочного прогнозирования ВВП. По данным авторов, модель демонстрирует более высокую точность наукастинга, чем уравнения связи, модель случайного блуждания и DFM из работы *Стырина и Потаповой (2009)*. *Ачкасов (2016)* модифицирует модель *Поршакова и др. (2016)*, оценивая ненаблюдаемые факторы отдельно для каждой группы высокочастотных макропоказателей. Точность наукастинга в данной модели последовательно увеличивается при появлении новой ежемесячной статистики. *Dahlhaus et al. (2017)* демонстрируют относительную точность наукастинга ВВП России в DFM в сравнении с одномерными моделями временных рядов. *Пономарев и Плещачев (2018)* сравнивают прогнозы темпов экономического роста из DFM с оценками ряда публичных институтов (НИУ ВШЭ, ЦМАКП, Минэкономразвития РФ) за 2014–2016 гг., подчеркивая важность использования высокочастотных данных в процессе прогнозирования ВВП. В исследовании *Zhemkov (2021)*, сфокусированном на методе комбинирования прогнозов, DFM на горизонте наукастинга оказывается точнее других «одинокых» моделей (MIDAS, наивный прогноз, динамическое

усреднение/переключение моделей, дополненная факторами векторная авторегрессия). Прогноз по DFM, оцененной *Зубаревым и Рыбаком (2021)*, оказывается значимо точнее оперативных оценок ВВП, публикуемых Министерством экономического развития РФ. Как показывают *Зубарев и др. (2022)* и *Крупкина и др. (2022)*, DFM превосходят в прогнозной силе MF-BVAR. *Рыбак (2023)* отмечает, что использование оперативных данных по экономике стран ОЭСР позволяет повысить точность наукастинга ВВП России на периоде с 2016 по 2019 г. включительно, тогда как для периода кризиса 2020–2021 гг. не диагностируется значимого прироста точности прогнозов вследствие учета зарубежных данных. *Могилат и др. (2024)* на основе наблюдаемых взаимосвязей в межотраслевом балансе строят дезагрегированный прогноз ВВП по добавленной стоимости укрупненных секторов экономики – предложенный авторами метод по прогнозной силе оказывается лучше, чем одномерные бенчмарки (ARIMA, RW), модели VAR, а также прямой прогноз роста ВВП по DFM.

В настоящем исследовании мы также используем пул спецификаций DFM в качестве конкурирующих моделей прогнозирования ВВП России.

3. Методология

3.1. Исходная модель с квартальной частотой данных

В основе используемого в данной работе подхода к наукастингу ВВП – расширенная версия DSGE-модели российской экономики, предложенная в работе *Крепцева и Селезнева (2017)*.

В контексте задачи наукастинга ВВП России мы решили остановиться на данной модели по двум причинам. Во-первых, она является одной из составляющих модельного инструментария Банка России, который применяется при подготовке рекомендаций по проведению монетарной политики (*Могилат и др., 2021*). Это подразумевает, что такая структура оказывается полезной на практике в рамках макроэкономического анализа и прогнозирования. Во-вторых, особенностью данной модели является то, что она включает в себя стохастический тренд²⁰ для технологического прогресса. Это позволяет использовать в качестве наблюдаемой переменной исходные темпы роста ВВП, которые помимо циклической компоненты содержат и меняющуюся трендовую составляющую²¹.

Модель представлена в приложении А и описывает динамику малой открытой экспортно-ориентированной экономики, которой присущи наличие номинальной жесткости цен (отечественных, импортных и экспортных), отечественных заработных

²⁰ Отметим, что *Červená and Schneider (2014)*, которые также преобразовывают квартальную DSGE-модель (DSGE-q) в месячную форму (DSGE-m) по методологии *Giannone et al. (2016)*, используют модель без стохастического тренда. По замечанию авторов, исключение стохастического тренда из модели и, как следствие, стационарность ненаблюдаемых переменных состояния позволяют получить совпадающую динамику DSGE-q и DSGE-m. Мы же в своей работе не ставим целью полное совпадение динамики оригинальной и преобразованной модели и не предлагаем использовать данную модель в качестве основной DSGE-модели (для симуляционного анализа и прогнозирования на более дальние горизонты), а рассматриваем ее лишь как одну из возможных моделей наукастинга ВВП, которая помимо роста точности прогнозирования позволяет получить макроэкономическую интерпретацию немоделируемых вспомогательных переменных.

²¹ Согласно исследованиям *Полбина и Скроботова (2016)*, *Полбина (2020)*, *Маликовой и Фокина (2022)*, трендовая часть роста ВВП России значительно менялась в последние десятилетия. Это обстоятельство служит дополнительным обоснованием использования моделей, в которых эндогенным образом оцениваются долгосрочные темпы роста ВВП России.

плат и процентных ставок по кредитам и депозитам, издержек на подстройку капитала, финансовых трений и привычек в потреблении домохозяйств. Стохастическая часть модели определяется действием 22 шоков.

Заметим, что мы не оцениваем параметры данной модели самостоятельно, а калибруем их на основании средних апостериорных характеристик, полученных авторами с использованием 22 наблюдаемых переменных за период с 2006 по 2016 год.

Далее мы будем обозначать данную модель как DSGE-q.

3.2. Переход к модели со смешанной частотой данных

Решение лог-линеаризованной модели DSGE-q может быть представлено в форме²² пространства состояний²³:

$$s_{t_q} = \mathcal{T}_\theta s_{t_q-1} + \mathcal{B}_\theta \varepsilon_{t_q} \quad (1)$$

$$Y_{t_q} = \mathcal{M}_{0,\theta} s_{t_q} + \mathcal{M}_{1,\theta} s_{t_q-1}, \quad (2)$$

где уравнение (1) задает динамику ненаблюдаемых переменных состояния s_{t_q} с учетом наличия структурных шоков ε_{t_q} , а уравнение (2) связывает стационарные наблюдаемые ряды $Y_{t_q} = (y_{1,t_q}, \dots, y_{k,t_q})'$ с ненаблюдаемыми переменными состояния s_{t_q} . В свою очередь, t_q обозначает индекс времени (в кварталах), а матрицы \mathcal{T}_θ , \mathcal{B}_θ , $\mathcal{M}_{0,\theta}$, $\mathcal{M}_{1,\theta}$ определяются исходя из θ – вектора оценок «глубоких» параметров DSGE-q. Наличие второго слагаемого в уравнении (2) учитывает тот факт, что часть наблюдаемых переменных задана в первых разностях²⁴.

Для увеличения точности наукастинга ВВП мы включаем дополнительные ежемесячные индикаторы в данную модель в соответствии с методологией, предложенной *Giannone et al. (2016)*. Для этого определим новый индекс времени t_m , где m означает месяц, и обозначим $Y_{t_m} = (y_{1,t_m}, \dots, y_{k,t_m})'$ в качестве вектора ненаблюдаемых месячных значений исходных квартальных наблюдаемых рядов. При этом переменные, входящие в Y_{t_m} , должны быть трансформированы таким образом, чтобы значения последнего месяца каждого квартала соответствовали наблюдаемым значениям исходных квартальных переменных²⁵. Согласно данному определению вводится вектор ненаблюдаемых переменных состояния s_{t_m} , значение которых в последнем месяце каждого квартала совпадает со значением ненаблюдаемых переменных из DSGE-q, s_{t_q} . Таким образом, уравнение (1) может быть записано в терминах ежемесячных переменных состояния:

$$s_{t_m} = \mathcal{T}_\theta s_{t_m-3} + \mathcal{B}_\theta \varepsilon_{t_m} \quad (3)$$

²² Мы представляем модель в данной форме путем стохастической симуляции откалиброванной модели в Dynare (*Adjemian et al., 2011*). При этом, в отличие от оригинальной работы *Крепцева и Селезнева (2017)*, мы опускаем возможность наличия ошибок измерения в динамике наблюдаемых переменных.

²³ Здесь и далее мы придерживаемся обозначений, аналогичных работе *Giannone et al. (2016)*.

²⁴ В случае DSGE-q это справедливо для ВВП отечественной и зарубежной экономики, потребления домохозяйств и государства, инвестиций, экспорта, реальных зарплат, а также дефляторов ВВП, инвестиций, экспорта, импорта и роста реальных цен на нефть.

²⁵ Подробнее см. раздел 4, а также работы *Mariano and Murazawa (2003)* и *Giannone et al. (2008)*. Например, ежемесячные темпы роста цен в таком случае должны быть переведены в квартальное выражение (отражая рост за скользящий квартал). Значения части месячных переменных (например, процентные ставки и безработица) должны представлять собой среднее за 3 последних месяца.

По построению уравнение (3) эквивалентно уравнению (1) в случае, когда t_m соответствует последнему месяцу квартала.

Предполагается, что ежемесячная динамика ненаблюдаемых переменных состояния s_{t_m} определяется аналогичным образом:

$$s_{t_m} = \mathcal{T}_m s_{t_m-1} + \mathcal{B}_m \varepsilon_{m,t_m}, \quad (4)$$

где \mathcal{T}_m – устойчивая матрица, состоящая из действительных чисел, а ε_{m,t_m} – независимые, нормально распределенные шоки. Это подразумевает, что уравнение (4) можно рекурсивно переписать следующим образом²⁶:

$$s_{t_m} = \mathcal{T}_m^3 s_{t_m-3} + [\mathcal{B}_m \varepsilon_{m,t_m} + \mathcal{T}_m \mathcal{B}_m \varepsilon_{m,t_m-1} + \mathcal{T}_m^2 \mathcal{B}_m \varepsilon_{m,t_m-2}] \quad (5)$$

Чтобы найти ежемесячную модель, соответствующую DSGE-q, *Giannone et al. (2016)* предлагают использовать следующие соотношения:

$$\mathcal{T}_m = \mathcal{T}_\theta^{1/3} \quad (6)$$

$$vec(\mathcal{B}_m \mathcal{B}_m') = (I + \mathcal{T}_m \otimes \mathcal{T}_m + \mathcal{T}_m^2 \otimes \mathcal{T}_m^2)^{-1} vec(\mathcal{B}_\theta \mathcal{B}_\theta') \quad (7)$$

Таким образом, нахождение соответствия между DSGE-m и DSGE-q подразумевает вычисление кубического корня матрицы \mathcal{T}_θ .

Согласно *Giannone et al. (2016)* мы сокращаем размерность \mathcal{T}_θ , а также во избежание неполного ранга исключаем нулевые столбцы и убираем строки, соответствующие статическим и впередсмотрящим переменным (minimal state space representation)²⁷. Это позволяет нам найти каноническое (спектральное) разложение²⁸ матрицы \mathcal{T}_θ :

$$\mathcal{T}_\theta = \mathcal{V} \mathcal{D} \mathcal{V}^{-1}, \quad (8)$$

где \mathcal{V} – матрица, составленная из координат собственных векторов; \mathcal{D} – диагональная матрица с соответствующими собственными значениями. Наконец, на основе разложения (8) мы находим кубический корень матрицы \mathcal{T}_θ как $\mathcal{T}_m = \mathcal{T}_\theta^{1/3} = \mathcal{V} \mathcal{D}^{1/3} \mathcal{V}^{-1}$, где $\mathcal{D}^{1/3}$ – диагональная матрица, составленная из кубических корней собственных значений²⁹ матрицы \mathcal{T}_θ .

Далее мы получаем $\mathcal{B}_m \mathcal{B}_m'$ исходя из решения уравнения (7). Чтобы определить \mathcal{B}_m , вводится упрощающее предположение о том, что три ежемесячных шока

²⁶ *Giannone et al. (2016)* замечают, что если в переменные состояния включены переменные «запаса», формула (4) не предполагает наличия аппроксимации. Если же вектор s_{t_m} состоит из переменных «потока», то определение ежемесячных переменных как среднего за квартал подразумевает необратимость MA-процесса. Соответственно, моделирование данного ежемесячного процесса как авторегрессионного приводит к ошибке спецификации. *Doz et al. (2012)* показывают, что негативный эффект данной ошибки спецификации невелик.

²⁷ Соответствующие нулевым столбцам строки также исключаются из матрицы \mathcal{B}_θ , $\mathcal{M}_{0,\theta}$, $\mathcal{M}_{1,\theta}$, а также сокращается длина векторов s_{t_q} , Y_{t_q} , s_{t_m} и Y_{t_m} .

²⁸ В более общем случае, когда матрица \mathcal{T}_θ недиагонализируема, ее можно привести к Жордановой форме или использовать разложение Шура.

²⁹ Заметим, что матрица \mathcal{D} может включать в себя как действительные, так и комплексно сопряженные собственные значения. Действительные собственные значения имеют один действительный кубический корень и два комплексно сопряженных корня. Для каждого из комплексно сопряженных собственных значений существует три различных комплексных кубических корня. Как и *Giannone et al. (2016)*, в случае действительных собственных значений мы выбираем их действительный кубический корень. В случае комплексно сопряженного собственного значения мы выбираем тот кубический корень, который характеризуется наименьшим аргументом комплексного числа.

одинаковы и совпадают с квартальным шоком: $\varepsilon_{m,t_m} = \varepsilon_{m,t_m-1} = \varepsilon_{m,t_m-2} = \varepsilon_{t_q}$. Это позволяет получить B_m , используя следующее соотношение:

$$B_m + \mathcal{T}_m B_m + \mathcal{T}_m^2 B_m = B_\theta \quad (9)$$

Наконец, запишем новое уравнение наблюдения взамен уравнения (2), сформулированного для DSGE-*q*. В случае, если в Y_{t_m} наблюдаются только квартальные значения рядов, уравнение наблюдения формулируется как:

$$Y_{t_m} = \mathcal{M}_m s_{t_m}, \quad (10)$$

где $\mathcal{M}_m = (\mathcal{M}_{0,\theta} + 0 \cdot L + 0 \cdot L^2 + \mathcal{M}_{1,\theta} L^3)$, а L – оператор лага.

Как итог, уравнения (4) и (10) описывают ежемесячную динамику DSGE-модели. В нашем случае часть переменных, из которых состоит Y_{t_m} , наблюдаются на ежемесячной основе³⁰, тогда как другие – на ежеквартальной. Поскольку прогнозирование в реальном времени характеризуется несинхронным³¹ выходом новых данных по различным наблюдаемым переменным (так называемая проблема «неровного края»), в уравнение (10) добавляются ошибки измерения $V_{t_m}(v_{1,t_m}, \dots, v_{k,t_m})'$, а ненаблюдаемые компоненты Y_{t_m} оцениваются с помощью фильтра Калмана:

$$Y_{t_m} = \mathcal{M}_m s_{t_m} + V_{t_m}, \quad (11)$$

где $\text{var}(v_{i,t_m}) = 0$, если y_{i,t_m} наблюдается, и $\text{var}(v_{i,t_m}) = \infty$ в противном случае.

Далее покажем, каким образом в модели учитывается информация из немоделируемых ежемесячных переменных, которая используется нами для улучшения точности наукастинга ВВП.

3.3. Включение немоделируемых переменных

Обозначим $X_{t_m} = (x_{1,t}, \dots, x_{n,t})'$ в качестве вектора немоделируемых ежемесячных переменных, предварительно приведенных к стационарному виду³². Так же как и Y_{t_m} , данные переменные должны быть трансформированы таким образом, чтобы значения последнего месяца каждого квартала соответствовали изменению за квартал.

Чтобы учесть динамику X_{t_m} , к модели, состоящей из уравнений (4) и (11), в соответствии с подходом *Giannone et al. (2016)* добавляется соотношение, связывающее X_{t_m} с наблюдаемыми переменными DSGE-модели:

$$X_{t_m} = \mu + \Lambda Y_{t_m} + e_{t_m}, \quad (12)$$

где $e_{t_m} = (e_{1,t_m}, \dots, e_{k,t_m})'$ – вектор идиосинкразических шоков немоделируемых рядов, который предполагается ортогональным Y_{t_m} ; $\mu_{n \times 1}$, $\Lambda_{n \times k}$ и ковариационная

³⁰ К таким переменным относятся процентная ставка денежного рынка в России и за рубежом, индекс потребительских цен отечественной и зарубежной экономики, реальные заработные платы и цены на нефть. Описание «моделируемых» переменных приведено в таблице В1 приложения В.

³¹ См. столбец «Публикационный лаг» в таблице В1 приложения В.

³² Способ трансформации наблюдаемых переменных описан в разделе 3 и в столбце «Тип трансформации» таблицы В1 приложения В.

матрица шоков $E(e_{t_m} e'_{t_m}) = R_{n \times n}$ оцениваются с помощью метода наименьших квадратов на основе сбалансированной панели переменных³³.

X_{t_m} включается в модель для увеличения точности наукастинга наблюдаемых переменных DSGE-модели. По этой причине X_{t_m} в уравнении (12) зависит от Y_{t_m} , а не от s_{t_m} , что позволяет не влиять на историческую динамику переменных модели и ее структурных шоков.

При использовании уравнения (12) с целью прогнозирования в реальном времени для переменных, входящих в X_{t_m} , также характерна проблема «неровного края», в связи с чем дисперсия идиосинкразической компоненты $var(e_{i,t_m}) = [R]_{i,i}$ в случае, если значение x_{i,t_m} наблюдается, и $var(v_{i,t_m}) = \infty$ в противном случае.

Таким образом, DSGE-модель, используемая нами для наукастинга ВВП, состоит из уравнений (4), (11) и (12) соответственно:

$$s_{t_m} = \mathcal{J}_m s_{t_m-1} + \mathcal{B}_m \varepsilon_{m,t_m}$$

$$Y_{t_m} = \mathcal{M}_m s_{t_m} + V_{t_m}$$

$$X_{t_m} = \mu + \Lambda Y_{t_m} + e_{t_m}$$

Далее мы обозначаем данную модель как DSGE-м.

В следующем разделе остановимся на том, какие статистические данные мы используем в качестве немоделируемых ежемесячных переменных (X_{t_m}) и наблюдаемых переменных DSGE-модели (Y_{t_m}) для дальнейших эмпирических оценок.

4. Данные

Для расчетов на основе DSGE-м мы используем большой массив временных рядов с I квартала 2003 г. по II квартал 2023 года. Список переменных приведен в таблице В1 приложения В. В модели используется два типа наблюдаемых переменных – моделируемые и немоделируемые.

К моделируемым относятся переменные, динамика которых определяется в рамках DSGE-м³⁴. Из 22 наблюдаемых переменных, использованных *Крепцевым и Селезевым (2017)* при оценивании параметров модели, в рамках DSGE-м мы задействуем 12 переменных, чему есть несколько причин. Во-первых, часть переменных недоступна на всем используемом нами временном интервале, что, в частности, касается четырех наблюдаемых переменных банковского сектора. Во-вторых, в DSGE-м не для всех наблюдаемых переменных могут быть определены соответствующие им ненаблюдаемые переменные состояния: в частности, переменные роста валютного курса и изменения резервов являются статическими и не включаются в модель при переходе к смешанной частоте данных. Наконец, при работе с моделью мы не используем наблюдаемые переменные дефлятора ВВП и его компонентов, поскольку считаем их менее релевантными в отношении решаемой нами задачи наукастинга квартальных темпов роста реального ВВП России. Там, где это возможно, мы используем не ежеквартальные, а ежемесячные переменные, поскольку структура DSGE-м позволяет использовать помесечные наблюдения. Это

³³ В нашем случае не все переменные, входящие в вектор Y_{t_m} , наблюдаются на ежемесячной основе. Поэтому, как и *Giannone et al. (2016)*, мы оцениваем параметры уравнения (11) с использованием квартальных рядов.

³⁴ Выражаясь с помощью нотации раздела 3, моделируемые переменные содержатся в векторе Y_{t_m} .

замечание справедливо для процентной ставки денежного рынка в России и за рубежом, индексов потребительских цен отечественной и зарубежной экономики, отечественных реальных заработных плат и цен на сырье.

К немоделируемым мы относим те наблюдаемые переменные, которые связываются с основными переменными модели с помощью уравнения (12) в целях улучшения точности наукастинга. При выборе индикаторов, включаемых в модель, мы руководствуемся несколькими соображениями.

Во-первых, мы ориентируемся на предыдущие исследования по теме наукастинга ВВП России. В большинстве таких работ авторы имеют дело с похожим набором переменных³⁵. Он состоит из показателей, входящих в оперативные ежемесячные статистические сборники Росстата о состоянии экономики России и тесно связанных с ВВП (hard-переменные); данных опросов фирм реального сектора, отражающих экономические настроения бизнеса и его краткосрочные планы (soft-переменные); индикаторов внутреннего финансового рынка, характеризующих складывающиеся макроэкономические тенденции (financial-переменные).

Во-вторых, мы рассматриваем ежемесячные индикаторы, статистика по которым достаточно оперативно выходит в течение квартала. За счет этого данные переменные могут увеличить точность наукастинга ВВП.

В-третьих, мы используем переменные с «длинной» историей, поскольку используемый нами метод оценки параметров уравнения связи (12) позволяет работать только со сбалансированной панелью данных.

Также отметим ряд дополнительных аспектов, касающихся используемых нами данных.

Перед расчетами мы устраняем сезонность³⁶ из наблюдаемых переменных. В большинстве³⁷ случаев сезонная компонента исключалась нами самостоятельно с помощью эконометрической процедуры X-13 ARIMA-SEATS. Заметим, что при оценке точности наукастинга темпов роста ВВП России в псевдореальном времени мы каждый раз заново оцениваем сезонную компоненту при получении новых данных, а не устраняем ее из рядов заранее с использованием всего набора наблюдений³⁸. Это позволяет алгоритмам сезонной корректировки не «заглядывать вперед», имея дело с ограниченным набором информации в каждый момент времени и тем самым имитируя прогнозирование в реальном времени.

Но при этом, как и в большинстве других исследований, мы не используем исторические винтажи данных в своих расчетах: исторические значения по всем

³⁵ Заметим, что мы используем переменные, которые рассчитаны сторонними организациями, и не применяем авторские индикаторы. Примерами последних, в частности, выступают показатели информационного фона, которые рассчитываются путем оценки тональности корпуса текстов новостей. Впервые в контексте макроэкономического прогнозирования экономики России подобные индексы конструировались и применялись *Яковлевой (2018)*. В исследовании *Макеевой и др. (2024)* отмечается, что рассчитанный авторами новостной индекс не позволяет повысить точность наукастинга ВВП России с помощью наиболее распространенных эконометрических моделей (MIDAS, MF-VAR, DFM).

³⁶ См. столбец «Тест на сезонность и устранение» в таблице В1 приложения В.

³⁷ Что касается основных переменных, то мы не устраняем сезонность в индексе потребительских цен РФ самостоятельно, а используем [оценки Банка России](#). То же справедливо для показателей ВВП и инфляции в экономике США – для них мы используем значения, скорректированные американскими статистическими службами. Для немоделируемых переменных мы не устраняем сезонность из опросных показателей мониторинга предприятий Банка России. Вместо этого мы используем сезонно-сглаженные значения, предоставляемые организацией, проводящей данный опрос.

³⁸ Данная процедура применяется для всех переменных, за исключением тех, которые перечислены в сноске 38.

переменным взяты по состоянию на начало сентября 2023 года. Тем самым мы не учитываем тот факт, что статистические бюро регулярно уточняют ретроспективную динамику реального сектора (показатели системы национальных счетов, реальные заработные платы, hard-переменные). В то время как *Mamedli and Shubitov (2021)* применительно к российской экономике демонстрируют, что прогнозирование в псевдореальном времени может завышать оцениваемую точность прогнозов, мы фокусируемся на исследовании не самого уровня ошибки прогнозирования DSGE-м, а того, как он соотносится с точностью, демонстрируемой моделями-конкурентами и моделями-бенчмарками при одинаковых условиях эксперимента. С этой точки зрения игнорирование винтажных данных не искажает основные результаты нашего исследования.

Заметим, что вместо дефлятора ВВП США, используемого *Крепцевым и Селезневым (2017)* при оценивании параметров DSGE-q, мы используем индекс потребительских цен, поскольку он доступен на ежемесячной основе, а с точки зрения блока внешней экономики в модели зарубежный выпуск целиком идет на потребление домохозяйств.

В соответствии с методологией *Giannone et al. (2016)*, мы трансформируем немоделируемые переменные таким образом, чтобы избавиться их от нестационарности. Моделируемые переменные, в свою очередь, подвергались трансформации с целью соответствовать связанным с ними ненаблюдаемым переменным состояния $s_{t,m}$. Всего мы используем три типа трансформации (ниже $z_{i,t}$ – исходное значение наблюдаемой переменной):

1. Без трансформации: $z_{i,t}$, что справедливо для процентной ставки денежного рынка в России и за рубежом.
2. Процентный лог-прирост: $z_{i,t}^* = 100 \cdot [\ln(z_{i,t}) - \ln(z_{i,t-1})]$. Среди моделируемых переменных данное преобразование используется для индексов потребительских цен, реальной заработной платы, показателей системы национальных счетов и цен на нефть. Среди немоделируемых рядов такой тип трансформации справедлив для hard-переменных, фондовых индексов и международных резервов.
3. Абсолютное изменение: $z'_{i,t} = z_{i,t} - z_{i,t-1}$. Данное преобразование используется для soft-переменных (опросные данные).

Также в соответствии с *Giannone et al. (2016)*, мы применяем квартальную трансформацию³⁹ наблюдаемых переменных с целью отражения динамики за скользящий квартал. Мы делаем это по правилам, изложенным в работах *Mariano and Murazawa (2003)* и *Giannone et al. (2008)*:

1. Переменные, к которым не применяется трансформация, измеряются как среднее за «скользящий квартал»: $\frac{1}{3}(z_{i,t} + z_{i,t-1} + z_{i,t-2})$.
2. Переменные, измеряемые в процентном лог-приросте, преобразуются в темпы прироста за «скользящий квартал»: $\frac{1}{3}(z_{i,t}^* + 2z_{i,t-1}^* + 3z_{i,t-2}^* + 2z_{i,t-3}^* + z_{i,t-4}^*)$.
3. Переменные в абсолютных приростах трансформируются в абсолютное изменение за «скользящий квартал»: $\frac{1}{3}(z'_{i,t} + 2z'_{i,t-1} + 3z'_{i,t-2} + 2z'_{i,t-3} + z'_{i,t-4})$.

³⁹ Подробнее см. раздел 3.2.

Затем немоделируемые переменные подвергаются нормализации таким образом, чтобы выборочное среднее каждого индикатора было равно нулю, а выборочная дисперсия – единице.

Наконец отметим, что с точки зрения публикационного лага большинство используемых нами рядов предоставляют относительно актуальную информацию о текущем состоянии экономики. Так, информация по всем используемым немоделируемым переменным отстает не более чем на 2 месяца от текущего момента времени, а около половины индикаторов – не более чем на 1 месяц.

В следующем разделе мы оцениваем параметры DSGE-м с использованием описанного набора данных.

5. Эконометрическая оценка

В рамках DSGE-м мы работаем с уравнением состояния (4), уравнением наблюдения (11) и уравнением связи динамики моделируемых и немоделируемых переменных (12):

$$s_{t_m} = \mathcal{J}_m s_{t_m-1} + \mathcal{B}_m \varepsilon_{m,t_m}$$

$$Y_{t_m} = \mathcal{M}_m s_{t_m} + V_{t_m}$$

$$X_{t_m} = \Lambda Y_{t_m} + e_{t_m}$$

Как и в работе *Giannone et al. (2016)*, параметры уравнения (12) оцениваются с помощью метода наименьших квадратов на основе сбалансированной панели макропоказателей, включающей данные с I квартала 2003 г. по II квартал 2023 года. На основе известных⁴⁰ матриц \mathcal{J}_m , \mathcal{B}_m и \mathcal{M}_m мы специфицируем данную модель в форме пространства состояний (схема С1 приложения С) и с помощью фильтрации и сглаживания Калмана находим оценки ненаблюдаемых переменных s_{t_m} , ошибок измерения V_{t_m} , идиосинкразических компонент e_{t_m} и структурных шоков ε_{m,t_m} .

Оценки структурных шоков приведены на рис. С1 приложения С. Кризисные эпизоды, входящие в период оценки (2008–2009 гг., 2014–2015 гг., 2020–2021 гг., 2022–2023 гг.), объясняются значительным усилением колебаний долгосрочного предложения, негативными шоками цен на нефть и риск-премии, ростом внутреннего спроса со стороны домохозяйств⁴¹ и госсектора⁴² в сочетании со снижением краткосрочного предложения и избыточным (с точки зрения модели) ужесточением⁴³ монетарной политики в начальные моменты кризисов и дальнейшим ее смягчением.

Оцененные структурные шоки могут быть использованы для объяснения колебаний моделируемых переменных (рис. С2 приложения С)⁴⁴. Так, показатели зарубежной экономики (ВВП, инфляция, процентная ставка и цены на нефть) не объясняются шоками российской экономики, что соответствует структуре изначальной модели *Крепцева и Селезнева (2017)* и свидетельствует о сохранении основных экономических взаимосвязей при переходе от DSGE-q к DSGE-м. Динамика

⁴⁰ Элементы данных матриц определяются структурными параметрами DSGE-q, которые калибруются нами на основании результатов байесовской оценки модели *Крепцевым и Селезевым (2017)*.

⁴¹ Исключения – начальная фаза пандемического кризиса 2020 г. и вторая половина 2022 года.

⁴² Исключение – кризис 2014-2015 гг., для которого была характерна бюджетная консолидация.

⁴³ Исключение – кризис 2020-2021 гг., в ходе которого монетарная политика в целом соответствовала модельным рекомендациям на основе правила *Taylor (1993)*.

⁴⁴ Здесь и далее, для удобства восприятия, мы группируем структурные шоки в соответствии с авторской классификацией, представленной в таблице С2 приложения С.

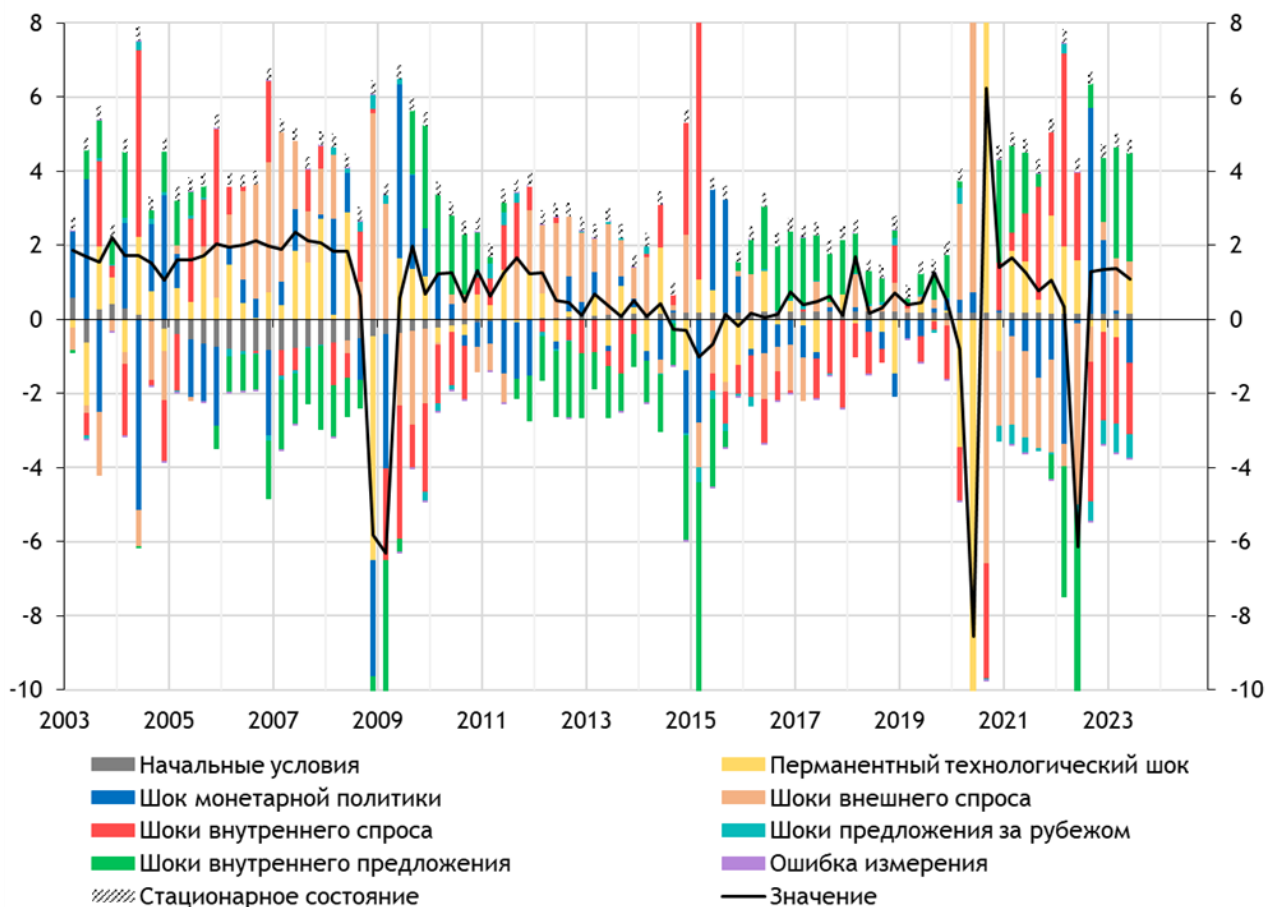
российского экспорта также в основном объясняется внешними шоками, а именно шоком объемов экспорта нефти. В выпуске (рис. 1), компонентах внутреннего спроса (потреблении, инвестициях, госрасходах) и реальных зарплатах относительно большая доля колебаний связана с перманентным технологическим шоком, который в том числе объясняет более высокие⁴⁵ темпы роста экономики до глобального финансового кризиса 2008–2009 годов. Устойчиво высокий рост потребительских цен до перехода к режиму инфляционного таргетирования в большинстве своем связывается с мягкой монетарной политикой, а кратковременные скачки инфляции в конце 2014 г. – начале 2015 г. и I квартале 2022 г. объясняются сокращением внутреннего предложения (из-за временных шоков производительности) при повышенном внутреннем спросе⁴⁶ со стороны домохозяйств. Эти же факторы обуславливают рост ключевой ставки в обозначенные исторические эпизоды. В целом согласно введенным предпосылкам⁴⁷ колебания моделируемых переменных полностью объясняются в рамках модели (таблица С1 приложения С), поскольку каждая из этих переменных связана с соответствующей ей ненаблюдаемой переменной модели.

⁴⁵ Как и в модели *Крепцева и Селезнева (2017)*, равновесный темп прироста в стационарном состоянии для отечественной и зарубежной экономики калибруется на уровне 1,5% в год. Остальные параметры (равновесная ставка, таргетируемая инфляция, равновесный рост цен на нефть) также соответствуют предпосылкам авторов.

⁴⁶ Положительные шоки спроса и их компенсирующий вклад в снижение ВВП в конце 2014 – начале 2015 г. подтверждаются оценками *Ломоносова и др. (2020)* на базе структурной модели BVAR (без разделения на внутренние и внешние шоки), тогда как положительный вклад шоков межвременных потребительских предпочтений в динамику инфляции и разрыва ВВП в I квартале 2015 г. диагностируется в исследовании *Новак и Шульгина (2020)* на основе новокейнсианской модели малой открытой экспортно-ориентированной экономики с неполными финансовыми рынками, а также в DSGE-модели с тремя группами домохозяйств *Вихарева и др. (2023)*.

⁴⁷ См. уравнение (11) в разделе 3.2.

Рис. 1. Декомпозиция темпов роста ВВП России (в % к предыдущему кварталу, с устранением сезонности) на структурные шоки



Примечание. Структурные шоки сгруппированы в соответствии с авторской классификацией, приведенной в таблице С2 приложения С.

Источник: расчеты автора.

Подробнее остановимся на немоделируемых переменных, которые вводятся нами для улучшения точности прогнозирования темпов роста ВВП, повышения его оперативности по сравнению с DSGE-q, а также роста объяснительных способностей моделей наукастинга. Заметим, что, поскольку эти показатели напрямую не связаны с ненаблюдаемыми переменными s_{t_m} , их динамика далеко не полностью объясняется в рамках модели (см. таблицу 1, таблицу С1 и рис. С3–С5 приложения С). В используемом нами массиве более половины (55%) дисперсии вспомогательных переменных вызвано действием идиосинкразических шоков e_{t_m} («шума») – индивидуальных колебаний рядов, не связанных с макроэкономическими факторами («сигналом»). Как следствие, колебания таких переменных далеко не в полной степени влияют на динамику основных переменных модели и, в частности, не всегда приводят к изменению прогноза темпов роста ВВП. Также заметим, что оцененная нами доля объясненной части колебаний немоделируемых рядов в основном соотносится с теми оценками, которые приводятся в других эмпирических исследованиях, изучающих данный вопрос⁴⁸. При этом, как и в других работах, в нашем случае данные оценки различаются в зависимости от группы переменных.

⁴⁸ Подробнее см. сноску 12 во введении.

Так, наиболее информативными являются *hard*-переменные (68% объясненной дисперсии): в данную группу входят показатели, прямо отражающие текущее состояние экономики (товарооборот потребительского сектора, промышленное производство, объемы строительства и грузооборота, количественная потребность фирм в персонале и другие). Заметим, что с учетом последних нескольких лет (2020–2023 гг.) доля «шума» в этой категории переменных снизилась с 55 до 32%, то есть данные индикаторы стали лучше сочетаться с общей макроэкономической динамикой. Объясненная часть колебаний выросла главным образом за счет показателей потребительского сектора (пассажирыоборот, объем услуг кафе и ресторанов и другие), активность в котором особенно сильно снижалась в 2020 г. в результате сокращения предложения и снижения внутреннего спроса (рис. С3 приложения С) на фоне противоэпидемических ограничений и самоограничений соответственно.

По сравнению с другими немоделируемыми индикаторами опросные данные (*soft*-переменные) в среднем содержат наименьшую долю «сигнала»: порядка 70% их волатильности связано с идиосинкразическими шоками. При этом среди данных переменных наиболее информативными являются показатели, входящие в опрос бизнеса, проводимый Банком России (изменение текущих и ожидаемых в ближайшие 3 месяца объемов производства и спроса). Средняя доля объясненной дисперсии данных индикаторов (54% на полной выборке и 59% на короткой) сопоставима с показателями категории *hard*.

Показатели внутреннего финансового рынка (*financial*-переменные) в целом примерно сопоставимы по информативности со всей совокупностью немоделируемых индикаторов: на «шум» в них приходится порядка 60% колебаний. Переменной с наименьшей долей «шума» (47% на полной выборке и 42% на короткой) является изменение международных резервов. Частично это может быть связано с тем, что данный показатель моделируется в рамках DSGE-*q*, хотя и отсутствует при переходе к DSGE-*m*.

Табл. 1. Доля дисперсии немоделируемых переменных, объясненная в рамках модели

	Hard	Soft	Financial	Все немоделируемые переменные (в среднем)
Полная выборка (2003 Q1 – 2023 Q2)	0,68	0,29	0,39	0,45
Короткая выборка (2003 Q1 – 2019 Q4)	0,45	0,31	0,43	0,40

Примечания. *Hard* – показатели, входящие в ежемесячные статистические сборники о состоянии экономики России, *Soft* – данные опросов фирм реального сектора, *Financial* – индикаторы внутреннего финансового рынка (подробнее см. таблицу В1 приложения В). Доля объясненной дисперсии рассчитана как коэффициент детерминации (R^2) в парной регрессии фактических значений переменных на их внутривыборочный прогноз по DSGE-*m*.

Источник: расчеты автора.

Отметим, что использование DSGE-*m* позволяет исследовать, с какими структурными шоками связаны колебания объясненной части массива немоделируемых переменных (рис. С3–С5 приложения С). При этом стоит учитывать, что, поскольку их динамика моделируется в приведенной форме, мы не можем

интерпретировать данную декомпозицию структурным образом. В этом плане показательным примером является вклад монетарной политики в индикаторы реальной сферы (hard-переменных). В силу того, что в ряде случаев оценка коэффициента перед процентной ставкой является положительной (таблица С3 приложения С), на исторической декомпозиции может наблюдаться контринтуитивный вклад шоков монетарной политики. Например, в случае с динамикой промышленного и сельскохозяйственного производства в 2022–2023 гг. (рис. С3 приложения С), где вместо положительного вклада от смягчения монетарной политики, наблюдаемого в этот период в темпах роста ВВП (рис. 1), его компонентах и других немоделируемых индикаторах реального сектора, данная политика оценивается как сдерживающая. Такая ситуация может возникнуть не только за счет неправильного знака коэффициента перед непосредственно процентной ставкой, но и косвенно, за счет неверного знака перед другими переменными. Например, вклад монетарных шоков в динамику фондовых индексов (рис. С5 приложения С), несмотря на корректные знаки оценок коэффициентов в регрессиях соответствующих переменных на процентную ставку (-0,39 для доходности Индекса МосБиржи и -0,25 для доходности Индекса РТС), оказывается в итоге некорректным из-за отрицательной корреляции с потреблением (-0,35 для доходности Индекса МосБиржи и -0,61 для доходности Индекса РТС). Однако стоит отметить, что даже при постановке правильных знаков оценка вклада структурных шоков является смещенной и несостоятельной из-за наличия эндогенности в уравнении (12).

Таким образом, невозможность полноценного структурного анализа немоделируемых переменных является ограничением используемого нами подхода к включению высокочастотных данных в DSGE-м. Тем не менее при наукастинге темпов роста ВВП в реальном времени данная историческая декомпозиция позволяет получить представление о том, с какими макроэкономическими шоками ассоциируется динамика ежемесячных индикаторов текущей конъюнктуры.

В следующем разделе мы оцениваем точность наукастинга темпов роста ВВП России в данной модели, проводя сравнение с набором альтернативных эмпирических стратегий прогнозирования.

6. Оценка точности прогнозирования

6.1. Описание процедуры

Для всех рассматриваемых нами моделей строится серия вневыборочных прогнозов темпов роста ВВП России за текущий⁴⁹ квартал. Обучающая выборка состоит из сбалансированной панели макропоказателей, включающей данные с I квартала 2003 г. по IV квартал 2016 года. В качестве тестовой выборки используется динамика переменных за период с I квартала 2017 г. по II квартал 2023 года⁵⁰. Мы переоцениваем⁵¹ параметры используемых моделей каждый квартал после выхода

⁴⁹ Мы ограничиваемся прогнозом текущего квартала, поскольку в соответствии с используемой нами методологией *Giannone et al. (2016)* в DSGE-м наличие высокочастотных индикаторов не является релевантным для динамики ненаблюдаемых переменных и шоков за пределами текущего квартала. Как показывает работа *Červená and Schneider (2014)*, точность прогнозирования ВВП на 1 квартал вперед при данных предпосылках сопоставима с оригинальной DSGE-моделью.

⁵⁰ Нижняя граница тестовой выборки обусловлена тем, что параметры уравнений (1) и (2) оценивались *Крепцевым и Селезневым (2017)* на выборке до 2016 г. включительно. Таким образом, данная модель уже «обучена» на данных до 2017 года.

⁵¹ Переоценка не касается «глубоких» параметров DSGE, их мы калибруем в соответствии с результатами оценивания *Крепцевым и Селезневым (2017)*.

предварительной оценки ВВП России в соответствии с публикационным лагом, информация о котором приведена в таблице В1 приложения В.

Для приближения к практическим условиям наукастинга ВВП во всех рассматриваемых моделях мы осуществляем прогнозирование в псевдореальном времени. Это означает, что при измерении прогнозной точности моделей учитывается наличие лага в публикации новой информации по различным переменным (очередность выхода статистики), но при этом не используются винтажные данные – значения переменных в первоначальный момент времени до их последующего уточнения статистическими органами⁵².

Каждый раз при наукастинге ВВП за определенный квартал мы производим четыре итерации прогноза в следующие моменты времени (таблица В2 приложения В):

1. *Конец 1-го месяца текущего квартала (1M Q0)*. С учетом наличия лагов в публикации данных, в этот период за текущий квартал доступна лишь информация по немоделируемым индикаторам внутреннего финансового рынка, ценам на нефть и процентным ставкам на межбанковском рынке.

2. *Конец 2-го месяца текущего квартала (2M Q0)*. В этом месяце появляется большая часть информации по hard-переменным за первый месяц текущего квартала, а также данные по динамике ВВП России за прошлый квартал.

3. *Конец 3-го месяца текущего квартала (3M Q0)*. В этот момент выходят полные данные за текущий квартал по ежемесячным показателям внутреннего финансового рынка, ценам на нефть и процентным ставкам на межбанковском рынке. Также появляются данные по динамике компонентов ВВП за прошлый квартал.

4. *Конец 1-го месяца следующего квартала (1M Q1)*. Поскольку в этот момент времени данные по ВВП России за прогнозируемый квартал еще недоступны, вдобавок к наукасту мы осуществляем бэкаст (backcast) – прогнозирование темпов роста ВВП за прошлый квартал. В этот период появляется полная информация за квартал по динамике индикаторов реального сектора (hard-переменные), часть опросных данных (soft-переменные) за последний месяц прогнозируемого квартала, а также данные по темпам роста ВВП США за прошлый квартал.

Заметим, что в каждой из итераций все конкурирующие модели имеют дело с одинаковым информационным множеством, доступным в определенный момент времени. Это позволяет сравнивать между собой результаты точности наукастинга.

6.2. Метрики качества прогнозов

В качестве меры точности прогноза квартального прироста ВВП мы используем среднеквадратичную ошибку прогнозирования (root mean squared forecast error, RMSFE):

$$RMSFE = \sqrt{\frac{1}{T-\tau+1} \sum_{t=\tau}^T e_t^2} = \sqrt{\frac{1}{T-\tau+1} \sum_{t=\tau}^T (GDP_t - \widehat{GDP}_t)^2}, \quad (13)$$

где GDP_t – фактический прирост ВВП за квартал; \widehat{GDP}_t – вневыборочный прогноз; T – длина выборки, в нашем случае 82 квартала (с I квартала 2003 г. по II квартал 2023 г. включительно); τ – начальный период тестовой выборки (I квартал 2017 г.).

Помимо получения точечных оценок RMSFE, мы тестируем значимые отличия в точности прогнозов между моделями с помощью теста *Diebold and Mariano (1995)*,

⁵² Мы игнорируем винтажные данные по причинам, изложенным в разделе 4.

решающая статистика которого скорректирована для использования на малых выборках (*Harvey et al., 1997*). В качестве нулевой гипотезы выступает отсутствие различий в ошибке прогнозирования между двумя сравниваемыми моделями, тогда как альтернативная различается в зависимости от типа теста:

$$H_0: E[e_1^2 - e_2^2] = 0$$

$$H_a: E[e_1^2 - e_2^2] \neq 0 \text{ (в случае двустороннего теста)}$$

$$H_a: E[e_1^2 - e_2^2] > 0 \text{ (в случае одностороннего теста),}$$

где e_1, e_2 – ошибка прогнозирования в моделях 1 и 2 соответственно.

Как и в работах *Itkonen and Juvonen (2017)* и *Kuck and Schweikert (2021)*, помимо точности мы также анализируем среднюю ошибку прогнозирования моделей (mean forecast error, MFE), рассчитываемую как:

$$MFE = \frac{1}{T-\tau+1} \sum_{t=\tau}^T e_t = \frac{1}{T-\tau+1} \sum_{t=\tau}^T (GDP_t - \widehat{GDP}_t) \quad (14)$$

Близость данного показателя к нулю свидетельствует об отсутствии систематического отличия (завышения или занижения) прогноза от фактического роста ВВП. Для формирования статистических выводов в каждой используемой модели мы тестируем гипотезу о равенстве нулю средней ошибки прогноза с помощью двустороннего t-теста:

$$H_0: E(e_t) = 0$$

$$H_a: E(e_t) \neq 0$$

6.3. Конкурирующие модели

Мы сравниваем точность прогноза темпов роста ВВП России в DSGE-м с альтернативными эконометрическими стратегиями, зарекомендовавшими себя в литературе в качестве потенциальных инструментов наукастинга – динамической факторной моделью (DFM) и факторной регрессией со смешанной частотой данных (FA-MIDAS). Также мы используем ряд моделей-бенчмарков – одномерную авторегрессию (AR), одномерную авторегрессию с экзогенной переменной (AR-X) и модель случайного блуждания (RW).

6.3.1. DSGE-модель без панели немоделируемых переменных (DSGE-mpr)

Помимо вышеперечисленных моделей мы используем DSGE-модель со смешанной частотой данных, но без использования панели немоделируемых переменных X_{t_m} . Как показано в разделе 2.2, в этом случае модель состоит из уравнений (4) и (11):

$$s_{t_m} = \mathcal{J}_m s_{t_m-1} + \mathcal{B}_m \varepsilon_{m,t_m}$$

$$Y_{t_m} = \mathcal{M}_m s_{t_m} + V_{t_m}$$

без использования уравнения (12):

$$X_{t_m} = \Lambda Y_{t_m} + e_{t_m}$$

В дальнейшем мы сравниваем точность наукастинга ВВП России по данной модели с основной моделью (DSGE-m) для определения роли немоделируемых переменных в улучшении точности прогнозирования.

6.3.2. Динамическая факторная модель (DFM)

Мы используем модель со статическими факторами, которая в форме пространства состояний имеет следующий вид:

$$Y_t = \Lambda F_t + \xi_t, \quad \xi_t \sim i. i. d. N(0, \Sigma) \quad (15)$$

$$F_t = A_1 F_{t-1} + \dots + A_p F_{t-p} + u_t, \quad u_t \sim i. i. d. N(0, Q), \quad (16)$$

где Y_t – $N \times 1$ -вектор предварительно нормализованных наблюдаемых переменных; F_t – $r \times 1$ -вектор ненаблюдаемых компонент (факторов); ξ_t – $N \times 1$ -вектор нормально распределенных и не коррелированных во времени идиосинкразических шоков с диагональной ковариационной матрицей Σ ; u_t – $q \times 1$ -вектор нормально распределенных приведенных шоков с ковариационной матрицей Q ; Λ – $N \times r$ -матрица факторных нагрузок; $A_1 \dots A_p$ – $r \times r$ -матрицы коэффициентов авторегрессионной динамики ненаблюдаемых факторов.

Мы оцениваем ненаблюдаемые факторы и параметры данной модели с помощью двухшагового метода, описанного в работах *Giannone et al. (2008)* и *Doz et al. (2011)*. На первом этапе находятся значения статических факторов \widehat{F}_t с помощью метода главных компонент, примененного к сбалансированной панели \overline{Y}_t . После этого методом наименьших квадратов оцениваются параметры уравнений (15) – (16), а затем вычисляются оценки для идиосинкразических компонент $\widehat{\xi}_t = Y_t - \widehat{\Lambda} \widehat{F}_t$ и шоков $\widehat{u}_t = \widehat{F}_t - \widehat{A}_1 \widehat{F}_{t-1} - \dots - \widehat{A}_p \widehat{F}_{t-p}$. На втором этапе полученные на первом шаге оценки параметров и факторов используются для получения финальных оценок и прогнозных значений ненаблюдаемых компонент уже на основе полной (несбалансированной) панели Y_t с помощью сглаживания Калмана. Заметим, что до параметризации модели мы применяем квартальную трансформацию⁵³ ко всем наблюдаемым переменным⁵⁴. Рост ВВП (\widehat{y}_{t+h}) оценивается с помощью уравнения связи – регрессии на прогнозные значения факторов \widehat{F}_{t+h} (bridging with factors):

$$\widehat{y}_{t+h} = \widehat{\beta}_0 + \widehat{\beta} \widehat{F}_{t+h}, \quad (17)$$

где параметры $\widehat{\beta}_0$ и $\widehat{\beta}$ оценены с помощью метода наименьших квадратов.

Параметры моделей (15) – (17) переоцениваются каждый квартал при появлении новых данных по ВВП. На основе тестовой выборки мы выбираем число статических ненаблюдаемых факторов r и количество шоков q исходя из значений информационного критерия *Bai and Ng (2002)*, а длину лага p – с помощью Байесовского информационного критерия (BIC). В рамках проверки устойчивости результатов мы оцениваем точность наукаста ВВП на основе моделей с различным числом r, q и p (таблица D2 приложения D) на основе 36 спецификаций.

6.3.3. Факторная регрессия со смешанной частотой данных (FA-MIDAS)

Подобно DFM, данная модель позволяет сделать прогноз низкочастотной переменной (в нашем случае – темпов роста ВВП) с помощью информации из более оперативных показателей. Для этого мы применяем регрессию FA-MIDAS, предложенную *Marcellino and Schumacher (2010)*. В данной модели в качестве регрессоров используются статические факторы \widehat{f}_{t_m} , оцененные и спрогнозированные на основе DFM. В нашем случае данная модель имеет следующий вид:

$$y_{t_q+h_q} = y_{t_m+h_m} = \beta_0 + \beta_1 b(L_m, \vec{\theta}) \widehat{f}_{t_m}^{(3)} + \varepsilon_{t_m+h_m}, \quad (18)$$

где $b(L_m, \vec{\theta}) = \sum_{k=0}^K c(k, \vec{\theta}) L_m^k$; L_m – оператор лага ($L_m f_{t_m} = f_{t_m-1}$).

⁵³ Подробнее см. раздел 4.

⁵⁴ Отметим, что для наукастинга темпов роста ВВП России с помощью DFM и FA-MIDAS мы используем тот же набор переменных, что и в рамках DSGE-м (таблица B1 приложения B).

Как и в ряде исследований по прогнозированию ВВП России (*Микош и Соланко, 2019; Zhemkov, 2021; Макеева и Станкевич, 2022*), мы используем два вида взвешивающих функций:

$$c(k, \vec{\theta}) = \frac{\exp(\theta_1 k + \dots + \theta_Q k^Q)}{\sum_{k=0}^K \exp(\theta_1 k + \dots + \theta_Q k^Q)} - \text{экспоненциальный Алмон},$$

$$c(k, \vec{\theta}) = \sum_{k=0}^K (\theta_1 k + \dots + \theta_Q k^Q) - \text{неэкспоненциальный Алмон}.$$

Как и в работах *Clemens and Galvão (2008, 2009), Kuzin et al. (2011)* и *Schumacher (2016)*, мы используем взвешивающие функции с двумя параметрами – θ_1 и θ_2 . Для сопоставимости с другими исследованиями по прогнозированию ВВП России (в частности, с *Zhemkov, 2021*) во всех спецификациях MIDAS в качестве регрессора мы используем первый ненаблюдаемый фактор, оцененный с помощью DFM и объясняющий наибольшую часть дисперсии наблюдаемых переменных.

Заметим, что во всех спецификациях FA-MIDAS мы не используем лаги прогнозируемой переменной по нескольким причинам. Во-первых, мы опираемся на ряд исследований, в которых отмечается, что использование лага темпов роста ВВП ухудшает точность прогнозов (*Станкевич, 2020; Zhemkov, 2021*), в том числе из-за того, что при прогнозировании в реальном времени первая оценка ВВП носит предварительный характер и пересматривается в дальнейшем органами государственной статистики (в том числе – из-за постепенного уточнения сезонно-сглаженных оценок роста с течением времени). Во-вторых, при наукастинге ВВП в псевдореальном времени мы не можем использовать лаг при прогнозе в 1-м месяце текущего квартала⁵⁵, поскольку в этот момент ВВП за прошлый квартал еще не доступен.

Процедура вневыборочного прогнозирования темпов роста ВВП в случае использования FA-MIDAS устроена следующим образом:

1. Составляется массив данных, доступных в определенный момент времени.
2. С помощью DFM (с определенным числом факторов r и авторегрессионных лагов p) оцениваются значения ненаблюдаемых факторов \hat{f}_{t_m} .
3. Нелинейным методом наименьших квадратов оценивается пул регрессий FA-MIDAS. Мы рассматриваем модели, включающие в себя до 12 лагов месячных значений факторов и одной из двух взвешивающих функций. Таким образом, каждый раз оцениваются 24 спецификации.
4. Из 24 оцененных моделей выбирается спецификация с наименьшим значением Байесовского информационного критерия (BIC).
5. На основе спецификации, выбранной в п. 4, оцениваются темпы роста ВВП в текущем квартале.

В итоге мы получаем 36 спецификаций FA-MIDAS в зависимости от DFM, используемой на первом шаге. Для каждой из них мы оцениваем точность прогнозирования квартальных темпов роста ВВП (табл. D3 приложения D), а в качестве основной модели демонстрируем результаты регрессии, оценки ненаблюдаемых факторов в которой получены на основе DFM с двумя ненаблюдаемыми факторами и шестью авторегрессионными лагами в уравнении состояния (16).

⁵⁵ В используемых нами таблицах и рисунках данный период обозначен как 1M Q0.

6.4. Модели-бенчмарки

Помимо моделей-конкурентов, мы используем несколько моделей-бенчмарков. В отличие от вышеприведенных моделей, такие подходы позволяют спрогнозировать рост ВВП с использованием минимального количества предпосылок и дополнительной информации из высокочастотных данных. Бенчмарки служат наглядной мерой относительного качества более продвинутых эконометрических стратегий наукастинга. Далее опишем пул этих моделей.

6.4.1. Одномерная авторегрессия (AR)

Используя данные по темпам роста ВВП, мы оцениваем параметры следующей модели:

$$y_t = \mu + \sum_{p=1}^P a_p y_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (19)$$

где μ и a_1, \dots, a_p – оцениваемые параметры.

Параметры AR-процесса переоцениваются каждый квартал при появлении новых данных по ВВП. Для оценки точности прогнозирования мы рассматриваем модели, имеющие до 6 лагов включительно (таблица D6 приложения D), а в качестве основной модели демонстрируем результаты прогноза по AR(1).

6.4.2. Одномерная авторегрессия с экзогенной переменной (AR-X)

В отличие от AR(p), в данной модели мы используем независимую переменную x_t :

$$y_t = \mu + \sum_{p=1}^P a_p y_{t-p} + \beta x_t + \varepsilon_t \quad (20)$$

Как и *Гареев и Полбин (2022)*, в качестве экзогенной переменной x_t мы включаем в модель цены на нефть (марки Urals), используя рост данного показателя за скользящий квартал. При поступлении новых данных по росту нефтяных цен мы экстраполируем последнее значение до конца квартала и обновляем прогноз темпов роста ВВП. Как и в AR-модели, для оценки точности прогнозирования мы рассматриваем спецификации, включающие до 6 лагированных значений квартальных темпов роста ВВП (таблица D6 приложения D), а в качестве основной модели демонстрируем результаты прогноза по модели с 1 лагом.

6.4.3. Модель случайного блуждания (RW)

В данной модели предполагается, что рост ВВП в следующем квартале соответствует росту в прошлом квартале с точностью до ошибки прогноза:

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (21)$$

Прогноз по данной модели является простейшим ориентиром качества конкурирующих моделей и используется, в частности, для расчета относительного RMSE.

6.5. Результаты

Оценка точности прогнозирования основных спецификаций моделей приведена в таблице 2 и на рис. D1 приложения D. Для проверки устойчивости основных результатов мы производим аналогичную оценку точности в альтернативных спецификациях моделей-конкурентов и моделей-бенчмарков (таблицы D2, D3 и D6 приложения D).

Поскольку прогнозирование производится в псевдореальном времени, мы концентрируемся на анализе относительной, а не абсолютной ошибки наукастинга

используемых моделей. В каждом случае при расчете относительной RMSFE в качестве делителя выступает оценка RMSFE в модели случайного блуждания (RW):

$$RMSFE_{relative,i} = \frac{RMSFE_i}{RMSFE_{RW}} \quad (22)$$

Соответственно, значение относительного RMSFE меньше (больше) единицы означает, что модель i прогнозирует лучше (хуже), чем модель RW.

Для формирования статистических выводов относительно точечных оценок RMSFE мы тестируем равенство прогнозных способностей моделей с помощью описанного ранее теста *Diebold and Mariano (1995)*. Результаты попарного тестирования прогнозных способностей моделей сведены в табл. D1 приложения D. В случае если нулевая гипотеза не отвергается ни для двустороннего, ни для одностороннего теста, мы делаем вывод о равенстве прогнозной силы сравниваемых моделей.

Также мы анализируем среднюю ошибку прогнозирования рассматриваемых моделей (таблица 3, рис. D2 приложения D). Положительное (отрицательное) значение MFE означает, что в среднем на рассматриваемой тестовой выборке для модели характерна недооценка (переоценка) темпов роста ВВП в прогнозируемом квартале. Как и в случае с RMSFE, мы подвергаем статистическому тестированию полученные оценки MFE с помощью описанного в разделе 5.2 двустороннего t-теста на равенство нулю средней ошибки прогноза. Мы проводим данный тест не только для основных, но и для альтернативных спецификаций моделей (таблицы D4, D5 и D7 приложения D).

Полученные результаты позволяют сформулировать несколько выводов.

1. Включение в DSGE-модель панели немоделируемых переменных позволяет увеличить точность наукастинга темпов роста ВВП.

Согласно статистическим тестам, в конце второго месяца текущего квартала, когда выходит большинство ежемесячных данных за первый месяц прогнозируемого квартала, прогноз темпов роста ВВП по DSGE-м становится точнее, чем в DSGE-mpr. Этим фактом мы подтверждаем эмпирические результаты, полученные в более ранних работах по наукастингу ВВП, использовавших DSGE-модель с включением высокочастотных переменных (*Červená and Schneider, 2014; Giannone et al., 2016; Meyer-Gohde and Shabalina, 2022*). По мере появления все большего количества информации из набора ежемесячных данных ошибка прогнозирования темпов роста ВВП в DSGE-м постепенно уменьшается, тогда как в DSGE-mpr она остается примерно на одном и том же уровне в течение всего квартала, снижаясь через месяц после окончания прогнозируемого квартала с появлением данных по динамике всех основных переменных⁵⁶. В среднем же прогноз в DSGE-м на 41% точнее, чем в DSGE-mpr. В абсолютных терминах это означает, что ошибка наукастинга темпов роста ВВП в среднем на 1 п.п. ниже в случае включения информации из дополнительных переменных в DSGE-модель.

Несмотря на более сильное отклонение MFE от нуля в DSGE-м по сравнению с DSGE-mpr, согласно t-тесту обе сравниваемые модели не обладают отличными от нуля ожидаемыми ошибками прогноза.

⁵⁶ Наши дополнительные расчеты (в том числе на рис. D3 приложения D) показывают, что практически все снижение RMSFE в DSGE-mpr связано с опережающим (по сравнению с ВВП России) выходом данных по ВВП США в течение острой фазы кризиса 2020 года. В этот период большинство экономик мира (включая Россию) демонстрировали спад в II квартале 2020 г. и быстрое восстановление экономической активности в III квартале 2020 года.

2. Точность наукастинга темпов роста ВВП в DSGE-м сопоставима с DFM и FA-MIDAS, но при этом в DSGE-м не наблюдается систематической ошибки прогнозирования.

Хотя для DSGE-м наблюдаются более высокие точечные оценки RMSFE в течение первых двух месяцев, тест Diebold-Mariano не отвергает гипотезу о том, что наукаст в DSGE-м сопоставим по точности с соответствующими прогнозами в DFM и FA-MIDAS. При бэкасте, согласно статистическим выводам, DSGE-м оказывается значимо точнее, чем обе данные модели. Учитывая, что оценка RMSFE в основных моделях DFM и FA-MIDAS оказывается меньше, чем среди рассматриваемого пула альтернативных спецификаций, вывод о сравнительных прогнозных способностях DSGE-м демонстрирует признаки устойчивости. При том что ожидаемая ошибка прогноза в FA-MIDAS и DFM имеет склонность к значимой переоценке темпов роста ВВП на рассматриваемой тестовой выборке, при прочих равных DSGE-м оказывается более предпочтительной моделью для наукастинга ВВП. Помимо этого, относительным преимуществом DSGE-м является и то, что она позволяет в реальном времени анализировать, с какими макроэкономическими шоками связаны колебания ВВП и других переменных.

3. Точность наукастинга темпов роста ВВП в моделях, использующих информацию из высокочастотных переменных (DSGE-м, DFM, FA-MIDAS), превышает точность прогнозирования в моделях-бенчмарках.

Данный результат согласуется с выводами большинства исследований⁵⁷, использующих для увеличения точности наукаста панель оперативных индикаторов. С точки зрения статистических выводов все три модели начиная с конца первого месяца превосходят в точности модель случайного блуждания, тогда как FA-MIDAS оказывается еще и значимо лучше, чем AR-X и AR. С конца второго месяца прогнозируемого квартала DSGE-м начинает значимо превосходить в точности модель авторегрессии (AR), а DFM – и модель AR-X. В конце третьего месяца DSGE-м превосходит в прогнозной силе все рассматриваемые в ходе эксперимента модели-бенчмарки. В целом же прогноз темпов роста ВВП в DSGE-м в среднем в 1,5 раза точнее, чем в моделях-бенчмарках, а сама ошибка наукастинга – в среднем на 1,6 п.п. ниже. Также заметим, что FA-MIDAS в некоторых случаях оказывается значимо точнее DFM, использующей для построения наукаста темпов роста ВВП уравнение связи (bridging with factors). Как следствие, данный результат в том числе может объясняться информационными преимуществами регрессии, основанной на данных смешанной частоты.

⁵⁷ Подробнее см. введение.

Табл. 2. Относительная среднеквадратичная ошибка прогноза квартальных темпов роста ВВП России (I квартал 2017 г. – II квартал 2023 г.)

Модель	Nowcast			Backcast
	1М (Q0)	2М (Q0)	3М (Q0)	1М (Q1)
DSGE-m	0,67	0,44	0,24	0,21
DSGE-mnp	0,76	0,70*	0,71**	0,41*
DFM	0,56	0,25	0,32	0,31*
FA-MIDAS	0,38	0,24	0,25	0,24*
AR-X	0,64	0,59	0,62**	0,62**
AR	0,74	0,81**	0,81**	0,81*
RW	1,00*	1,00**	1,00**	1,00**

Примечания. Q0 – текущий квартал; Q1 – следующий квартал; 1М – конец первого месяца; 2М – конец второго месяца; 3М – конец третьего месяца.

Для каждой модели результат приведен по отношению к RMSFE в модели случайного блуждания (RW). Значение меньше (больше) 1 означает, что модель прогнозирует лучше (хуже), чем модель RW.

«*» («**») – значимое на 10%-м (5%-м) уровне превышение RMSFE в модели по строке по сравнению с RMSFE в DSGE-m.

Более подробные результаты статистического тестирования на значимое отличие RMSFE рассматриваемых моделей приведены в табл. D1 приложения D.

Источник: расчеты автора.

Табл. 3. Средняя ошибка прогноза квартальных темпов роста ВВП России (I квартал 2017 г. – II квартал 2023 г.)

Модель	Nowcast			Backcast
	1М (Q0)	2М (Q0)	3М (Q0)	1М (Q1)
DSGE-m	0,38	0,33	0,12	-0,15
DSGE-mnp	0,05	0,06	0,08	0,04
DFM	-0,03	-0,15	-0,39	-0,48**
FA-MIDAS	-0,44	-0,40**	-0,34*	-0,38**
AR-X	-0,27	-0,20	-0,20	-0,20
AR	-0,15	-0,06	-0,06	-0,06
RW	0,06	0,01	0,01	0,01

Примечания. Q0 – текущий квартал; Q1 – следующий квартал.

1М – конец первого месяца; 2М – конец второго месяца; 3М – конец третьего месяца.

«*» («**») – значимое на 10%-м (5%-м) уровне отличие MFE от нуля в двустороннем t-тесте на равенство нулю средней ошибки прогноза.

Источник: расчеты автора.

7. Заключение

Настоящее исследование посвящено улучшению точности прогнозирования темпов роста ВВП России с помощью DSGE-моделей. Наши расчеты базируются на модели малой открытой экспортно-ориентированной экономики из работы *Крепцева и Селезнева (2017)*, которая входит в модельный инструментарий Банка России и используется при подготовке макроэкономических прогнозов. Мы применяем подход *Giannone et al. (2016)*, позволяющий модифицировать исходную (оцененную на квартальных данных) модель для ее дальнейшего применения на данных смешанной частоты. Также мы инкорпорируем в модель панель немоделируемых ежемесячных индикаторов, характеризующих текущее состояние отечественной экономики. Мы используем данную модель (DSGE-m) для формирования оперативной оценки темпов роста ВВП России за текущий квартал (наукастинг). Путем вневыборочного прогнозирования в псевдореальном времени мы сравниваем прогнозную силу DSGE-m с рядом наиболее популярных эмпирических стратегий наукастинга.

Как и авторы большинства предыдущих исследований, мы демонстрируем, что использование дополнительной высокочастотной информации в DSGE-модели позволяет увеличить точность прогнозирования темпов роста ВВП России, в том числе по сравнению с моделями-бенчмарками (AR-X, AR, RW). Также мы констатируем, что DSGE-m по своей прогнозной силе сопоставима с рядом современных методов наукастинга (FA-MIDAS, DFM).

Помимо этого, с помощью DSGE-m мы проводим эконометрический анализ панели немоделируемых переменных, позволяющих увеличить точность наукастинга темпов роста ВВП России.

Во-первых, мы останавливаемся на вопросе о том, в какой степени колебания данных индикаторов связаны с действием макроэкономических шоков. На рассматриваемом нами временном промежутке (I квартал 2003 г. – II квартал 2023 г.) в среднем 45% дисперсии высокочастотных индикаторов носит экономически содержательные причины, тогда как остальная часть колебаний приходится на идиосинкразические шоки («шум»). Устойчивость данной оценки подтверждена на короткой выборке, не включающей кризисы 2020 и 2022 годов. Наиболее информативными с точки зрения сигнала об общей макроэкономической динамике являются показатели реального сектора (68% объясненной дисперсии), прямо отражающие оперативные тенденции в разных секторах экономики.

Во-вторых, мы демонстрируем, что объясненная часть колебаний немоделируемых переменных может быть соотнесена со структурными шоками, что является полезным преимуществом DSGE-m по сравнению с эмпирическими моделями в приведенной форме. При этом мы обозначаем некоторые ограничения используемого нами подхода *Giannone et al. (2016)*, которые не позволяют проводить полноценный структурный анализ динамики немоделируемых переменных.

Отметим, что результаты, полученные в данной работе, обладают некоторыми ограничениями в части исследования проблемы краткосрочного прогнозирования ВВП, в том числе на основе DSGE-моделей.

Во-первых, для более полного и корректного исследования точности прогнозирования необходимо использовать винтажи данных, то есть исторические значения всех используемых переменных с учетом их постепенного уточнения. По этой причине в настоящем исследовании мы концентрируемся на сравнительном анализе прогнозной силы моделей, не анализируя абсолютную ошибку наукастинга.

Во-вторых, мы не исследуем применимость подхода *Giannone et al. (2016)* в рамках полуструктурных моделей, которые наравне с DSGE-моделями применяются центральными банками⁵⁸ для симуляционного и контрфактического анализа, а также среднесрочного сценарного прогнозирования и выработки рекомендаций по проведению стабилизационной политики. Тем не менее отметим, что мы не видим каких-либо препятствий в применимости используемого нами подхода и к данному классу макроэкономических моделей.

Наконец, за рамками данного исследования остается вопрос использования DSGE-м не только для наукастинга ВВП, но и для прогнозирования всех основных макропеременных на более дальний временной горизонт, а также анализа эффектов макроэкономической политики. Применяемый нами подход *Giannone et al. (2016)* по своему построению нацелен на то, чтобы динамика DSGE-м полностью совпадала с оригинальной моделью DSGE-q. При этом, как справедливо замечают *Červená and Schneider (2014)*, наличие совпадающей динамики возможно в случае отсутствия в модели стохастического тренда. В рассматриваемой нами модели источником стохастического тренда является общефакторная производительность, предполагающая наличие перманентных шоков и долгосрочных изменений выпуска и его компонент. Все это позволяет нам работать непосредственно с наблюдаемым ростом ВВП, прогнозирование которого является основной целью настоящего исследования. Имея в виду данное ограничение, мы не предлагаем использовать DSGE-м в качестве основной DSGE-модели, применяемой для осуществления симуляционного анализа и среднесрочного сценарного прогнозирования, а рассматриваем ее лишь как одну из возможных моделей наукастинга ВВП, которая помимо приемлемой точности прогнозирования позволяет получить макроэкономическую интерпретацию немоделируемых вспомогательных переменных.

Для дальнейшего прогресса в теме улучшения точности краткосрочного прогнозирования в DSGE-моделях используемый в настоящей работе подход может быть применен к другим моделям, учитывающим вышеприведенные свойства. С учетом артикулируемых нами ограничений в части структурного анализа немоделируемых индикаторов используемый подход может быть модифицирован в дальнейшем. Все это оставляет достаточный простор для будущих исследований.

⁵⁸ См., в частности, работу *Орлова (2021)*, посвященную описанию Квартальной прогнозной модели Банка России.

Список литературы

- Астафьева Е. В., Турунцева М. Ю.** Пересмотры ВВП: данные и оценка статистических свойств // Экономический журнал ВШЭ. – 2021. – № 1. – С. 65–101. doi: 10.17323/1813-8691-2021-25-1-65-101
- Ачкасов Ю. К.** Модель оценивания ВВП России на основе текущей статистики: модификация подхода // Банк России. Серия докладов об экономических исследованиях. – 2016. – № 8.
- Вихарев П., Новак А., Шульгин А.** Неравенство и ДКП в модели с тремя группами домохозяйств // Банк России. Серия докладов об экономических исследованиях. – 2023. – № 113.
- Гареев М. Ю., Полбин А. В.** Наукастинг: оценка изменения ключевых макроэкономических показателей с использованием методов машинного обучения // Вопросы экономики. – 2022. – № 8. – С. 133–157. doi: 10.32609/0042-8736-2022-8-133-157
- Горностаев Д., Пономаренко А., Селезнев С., Стерхова А.** База данных пересмотров макроэкономических показателей в России // Деньги и кредит. – 2022. – № 1. – С. 88–103. doi: 10.31477/rjmf.202201.88
- Горностаев Д., Поршаков А., Селезнев С., Стерхова А., Чернядьев Д.** Пересмотры ВВП: измерение и последствия // Аналитическая записка Банка России. – 2021.
- Зубарев А. В., Ломоносов Д. А., Рыбак К. С.** Оценка влияния глобальных шоков на российскую экономику и наукастинг ВВП в рамках факторной модели // Деньги и кредит. – 2022. – № 2. – С. 49–78.
- Зубарев А. В., Рыбак К. С.** Наукастинг ВВП: динамическая факторная модель и официальные прогнозы // Экономическое развитие России. – 2021. – № 12. – С. 34–40.
- Иващенко С. М.** Динамическая стохастическая модель общего экономического равновесия с банковским сектором и эндогенными дефолтами фирм // Журнал Новой экономической ассоциации. – 2013. – № 3. – С. 27–50.
- Иващенко С. М.** Модель динамического стохастического общего экономического равновесия с несколькими трендами и структурными разрывами // Деньги и кредит. – 2022. – № 1. – С. 46–72. doi: 10.31477/rjmf.202201.46
- Крепцев Д., Селезнев С.** DSGE-модель российской экономики с банковским сектором // Банк России. Серия докладов об экономических исследованиях. – 2017. – № 27.
- Крепцев Д., Селезнев С.** Прогнозирование российской экономики с использованием DSGE-моделей с малым количеством уравнений // Деньги и кредит. – 2018. – № 2. – С. 51–67. doi: 10.31477/rjmf.201802.51
- Крупкина А. С., Виноградова О. С., Орлова Е. А., Ершова Е. Н.** Прогнозирование ВВП России производственным методом // Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика. – 2022. – № 5. – С. 62–81. doi: 10.38050/01300105202254
- Крыжановский О., Зыков А.** DEMUR: региональная полуструктурная модель макрорегиона «Урал» // Деньги и кредит. – 2022. – № 4. – С. 52–85. doi: 10.31477/rjmf.202102.50
- 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

Ляхнова М., Коленко Ю. Оценка разрыва выпуска России по данным мониторинга предприятий // Деньги и кредит. – 2024. – № 2. – С. 26–53.

Макеева Н. М., Станкевич И. П. Науकाстинг элементов использования ВВП России // Экономический журнал ВШЭ. – 2022. – № 4. – С. 598–622. doi: 10.17323/1813-8691-2022-26-4-598-622

Макеева Н. М., Станкевич И. П., Любайкин Н. С. Науकाстинг макроэкономических показателей экономики России в условиях неопределенности: помогает ли учет новостного фона? // Вопросы экономики. – 2024. – № 3. – С. 120–142. doi: 10.32609/0042-8736-2024-3-120-142

Малаховская О. А. Использование моделей DSGE для прогнозирования: есть ли перспектива? // Вопросы экономики. – 2016. – № 12. – С. 129–146. doi: 10.32609/0042-8736-2016-12-129-146

Маликова Е. В., Фокин Н. Д. Оценка трендового темпа роста ВВП при помощи TVP-ARX-SV модели // Экономическое развитие России. – 2022. – № 3. – С. 22–27.

Микош Х., Соланко Л. Прогнозирование роста российского ВВП с использованием данных со смешанной периодичностью // Деньги и Кредит. – 2019. – № 1. – С. 19–35. doi: 10.31477/rjmf.201901.19

Могилат А., Селезнев С., Жабина С. О подготовке сценарного макроэкономического прогноза и модельном аппарате Банка России. – 2021.

Могилат А., Крыжановский О., Шувалова Ж., Мурашов Я. DYFARUS: динамическая факторная модель прогнозирования ВВП по производству с использованием межотраслевого баланса // Деньги и кредит. – 2024. – № 2. – С. 3–25. doi: 10.31477/rjmf.202102.50

Нелюбина А. Прогнозирование региональных показателей на основе квартальной прогнозной модели // Деньги и кредит. – 2021. – № 2. – С. 50–75. doi: 10.31477/rjmf.202102.50

Новак А., Шульгин А. Денежно-кредитная политика в экономике с региональной неоднородностью: подходы на основе агрегированной и региональной информации // Банк России. Серия докладов об экономических исследованиях. – 2020. – № 56.

Орлов А. Квартальная прогнозная модель России. – 2021.

Полбин А. В. Оценка траектории темпов трендового роста ВВП России в ARX-модели с ценами на нефть // Экономическая политика. – 2020. – № 1. – С. 40–63. doi: 10.18288/1994-5124-2020-1-40-63

Полбин А. В., Скроботов А. А. Тестирование наличия изломов в тренде структурной компоненты ВВП Российской Федерации // Экономический журнал ВШЭ. – 2016. – № 4. – С. 588–623.

Пономарев Ю., Плескачев Ю. Краткосрочное прогнозирование ВВП с помощью динамической факторной модели // Экономическое развитие России. – 2018. – № 1. – С. 15–19.

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.

- Порядок разработки и представления данных по валовому внутреннему продукту // Росстат. – 2018. URL: <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/poryadok-razrabotki.pdf>
- Рыбак К. С.** Анализ важности глобальных факторов для наукастинга ВВП // Экономическое развитие России. – 2023. – № 12. – С. 18–23.
- Станкевич И. П.** Применение MIDAS-моделей с марковским переключением для наукастинга ВВП и его компонентов // Прикладная эконометрика. – 2023. – № 3. – С. 122–143. doi: 10.22394/1993-7601-2023-70-122-143
- Станкевич И. П.** Сравнение методов наукастинга макроэкономических индикаторов на примере российского ВВП // Прикладная эконометрика. – 2020. – № 3. – С. 113–127. doi: 10.22394/1993-7601-2020-59-113-127
- Стырин К., Потапова В.** Опережающий индикатор ВВП РенКап-РЭШ: лучше и раньше – 2009.
- Фокин Н. Д.** Наукастинг и прогнозирование основных российских макроэкономических показателей с помощью MFBVAR-модели // Экономическая политика. – 2023. – № 3. – С. 110–135. doi: 10.18288/1994-5124-2023-3-110-135
- Шарафутдинов А. Р.** Оценивание неопределенности: пересмотры ВВП России на истории // Экономическое развитие России. – 2023. – № 1. – С. 28–38.
- Яковлева К.** Оценка экономической активности на основе текстового анализа // Деньги и кредит. – 2018. – № 4. – С. 26–41. doi: 10.31477/rjmf.201804.26
- Adjemian S., Bastani H., Juillard M., Karamé F., Mihoubi F., Mutschler W., Pfeifer J., Ratto M., Rion N., Villemot S.** Dynare Reference Manual, Version 5 // Dynare Working Papers. – 2023. – № 72.
- Almuzara M., Baker K., O’Keeffe H., Sbordone A. M.** The New York Fed Staff Nowcast 2.0 // New York Fed Staff Nowcast Technical Paper. – 2023.
- Andreini P., Hasenzagl T., Reichlin L., Senfleben-König C., Strohsal T.** Nowcasting German GDP: Foreign factors, financial markets, and model averaging // International Journal of Forecasting. – 2023. – Vol. 39(1). – pp. 298–313. doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.009
- Anesti N., Galvão A.B., Miranda-Agrippino S.** Uncertain Kingdom: Nowcasting Gross Domestic Product and its revisions // Journal of Applied Econometrics. – 2022. – Vol. 37(1). – pp. 42–62. doi: 10.1002/jae.2845
- Baffigi A., Golinelli R., Parigi G.** Bridge models to forecast the euro area GDP // International Journal of Forecasting. – 2004. – Vol. 20(3). – pp. 447–460. doi: 10.1016/S0169-2070(03)00067-0
- Bai J., Ghysels E., Wright J. H.** State Space Models and MIDAS Regressions // Econometric Reviews. – 2013. – Vol. 32(7). – pp. 779–813. doi: 10.1080/07474938.2012.690675
- Bai J., Ng S.** Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models // Econometrica. – 2002. – Vol. 70(1) – pp. 191–221. doi: 10.1111/1468-0262.00273
- Bañbura M., Giannone D., Modugno M., Reichlin L.** Now-Casting and the Real-Time Data Flow // Handbook of Economic Forecasting, Volume 2, Part A / ed. by G. Elliott, A. Timmermann. – North-Holland Publishing Company, 2013. – pp. 195–237. doi: 10.1016/B978-0-444-53683-9.00004-9

- Bañbura M., Modugno M.** Maximum likelihood estimation of factor models on datasets with arbitrary pattern of missing data // *ECB Working Papers*. – 2010. – № 1189.
- Bañbura M., Modugno M.** Maximum likelihood estimation of factor models on datasets with arbitrary pattern of missing data // *Journal of Applied Econometrics*. – 2014. – Vol. 29(1). – pp. 133–160. doi: 10.1002/jae.2306
- Barhoumi K., Darné O., Ferrara L.** Dynamic Factor Models: A Review of the Literature // *Handbook on Rapid Estimates / ed. by G. L. Mazzi, D. Ladiray, D. A. Rieser*. – Publications Office of the European Union, 2017. – pp. 287–320.
- Boivin J., Giannoni M.** DSGE Models in a Data-Rich Environment // *NBER Working Papers*. – 2006. № 12772. doi: 10.3386/w12772
- Boivin J., Ng S.** Are more data always better for factor analysis? // *Journal of Econometrics*. – 2006. – Vol. 132(1). – pp. 169–194. doi: 10.1016/j.jeconom.2005.01.027
- Bok B., Caratelli D., Giannone D., Sbordone A. M., Tambalotti A.** Macroeconomic Nowcasting and Forecasting with Big Data // *Annual Review of Economics*. – 2018. – Vol. 10. – pp. 615–643. doi: 10.1146/annurev-economics-080217-053214
- Brave S. A., Butters R. A., Justiniano A.** Forecasting economic activity with mixed frequency BVARs // *International Journal of Forecasting*. – 2019. – Vol. 35(4). – pp. 1692–1707. doi: 10.1016/j.ijforecast.2019.02.010
- Burns A. F., Mitchell W. C.** *Measuring Business Cycles*. – NBER, 1946.
- Calvo G. A.** Staggered Prices in a Utility-Maximizing Framework // *Journal of Monetary Economics*. – 1983. – Vol. 12(3). – pp. 383–398. doi: 10.1016/0304-3932(83)90060-0
- Camacho M., Lopez-Buenache G.** Factor models for large and incomplete data sets with unknown group structure. – 2023. – Vol. 39(3). – pp. 1205–1220. doi: 10.1016/j.ijforecast.2022.05.012
- Cascaldi-Garcia D., Luciani M., Modugno M.** Lessons from Nowcasting GDP across the World // *Board of Governors of the Federal Reserve System International Finance Discussion Papers*. – 2023. № 1385. doi: 10.17016/IFDP.2023.1385
- Červená M., Schneider M.** Short-term forecasting of GDP with a DSGE model augmented by monthly indicators. // *International Journal of Forecasting*. – 2014. – Vol. 30(3). – pp. 498–516. doi: 10.1016/j.ijforecast.2014.01.005
- Christiano L., Eichenbaum M., Evans C. L.** Nominal Rigidities and the Dynamic Effects of a Shock to Monetary Policy. // *Journal of Political Economy*. – 2005. – Vol. 113(1). – pp. 1–45. doi: 10.1086/426038
- Cimadomo J., Giannone D., Lenza M., Monti F., Sokol A.** Nowcasting with large Bayesian vector autoregressions. // *Journal of Econometrics*. – 2022. – Vol. 231(2). – pp. 500–519. doi: 10.1016/j.jeconom.2021.04.012
- Clements M. P., Galvão A. B.** Forecasting US output growth using leading indicators: an appraisal using MIDAS models // *Journal of Applied Econometrics*. – 2009. – Vol. 24(7). – pp. 1187–1206. doi: 10.1002/jae.1075
- Clements M. P., Galvão A. B.** Macroeconomic Forecasting with Mixed-Frequency Data: Forecasting Output Growth in the United States // *Journal of Business & Economic Statistics*. – 2008. – Vol. 26(4). – pp. 546–554. doi: 10.1198/073500108000000015
- Dahlhaus T., Guénette J. – D., Vasishtha G.** Nowcasting BRIC+M in real time. // *International Journal of Forecasting*. – 2017. – Vol. 33(4). – pp. 915–935. doi: 10.1016/j.ijforecast.2017.05.002

- Diebold F. X., Mariano R. S.** Comparing Predictive Accuracy // *Journal of Business & Economic Statistics*. – 1995. – Vol. 13(3). – pp. 253–263.
- Doz C., Giannone D., Reichlin L.** A Quasi-Maximum Likelihood Approach for Large, Approximate Dynamic Factor Models // *The Review of Economics and Statistics*. – 2012. – Vol. 94(4). – pp. 1014–1024. doi: 10.1162/REST_a_00225
- 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(1). – pp. 188–205. doi: 10.1016/j.jeconom.2011.02.012
- Evans M. D. D.** Where Are We Now? Real-Time Estimates of the Macroeconomy // *International Journal of Central Banking*. – 2005. – Vol. 1(2). – pp. 127–175.
- Forni C., Marcellino M.** A comparison of mixed frequency approaches for nowcasting Euro area macroeconomic aggregates // *International Journal of Forecasting*. – 2014a. – Vol. 30(3). – pp. 554–568. doi: 10.1016/j.ijforecast.2013.01.010
- Forni C., Marcellino M.** A survey of econometric methods for mixed-frequency data // *Norges Bank Working Papers*. – 2013. – N 2013/06.
- Forni C., Marcellino M.** Mixed-frequency structural models: Identification, estimation, and policy analysis // *Journal of Applied Econometrics*. – 2014b. – Vol. 29(7). pp. 1118–1144. doi: 10.1002/jae.2396
- Forni C., Marcellino M., Schumacher C.** Unrestricted mixed data sampling (MIDAS): MIDAS regressions with unrestricted lag polynomials // *Journal of the Royal Statistical Society*. – 2015. – Vol. 178(1). – pp. 57–82. doi: 10.1111/rssa.12043
- Galí J.** *Monetary Policy, Inflation, and the Business Cycle: An Introduction to the New Keynesian Framework*. – Princeton University Press, 2008.
- Gelfer S.** Data-rich DSGE model forecasts of the great recession and its recovery // *Review of Economic Dynamics*. – 2019. – Vol. 32. – pp. 18–41. doi: 10.1016/j.red.2018.12.005
- Gelfer S.** Evaluating the forecasting power of an open-economy DSGE model when estimated in a data-Rich environment // *Journal of Economic Dynamics and Control*. – 2021. – Vol. 129. doi: 10.1016/j.jedc.2021.104177
- Geweke J.** The dynamic factor analysis of economic time series // *Latent variables in socio-economic models* / D. J. Aigner, A. S. Goldberger. – North-Holland Publishing Company, 1977. – pp. 365–383.
- Ghysels E., Santa-Clara P., Valkanov R.** The MIDAS touch: Mixed data sampling regression models // *CIRANO Working Papers*. – 2004. N 2004s–20.
- Ghysels E., Sinko A., Valkanov R.** MIDAS Regressions: Further Results and New Directions // *Econometric Reviews*. – 2007. – Vol. 26(1). – pp. 53–90. doi: 10.1080/07474930600972467
- Giannone D., Monti F., Reichlin L.** Exploiting the monthly data flow in structural forecasting // *Journal of Monetary Economics*. – 2016. – Vol. 84. – pp. 201–215. doi: 10.1016/j.jmoneco.2016.10.011
- Giannone D., Reichlin L., Sala L.** Tracking Greenspan: Systematic and Unsystematic Monetary Policy Revisited // *CEPR Discussion Papers*. – 2002. N 3550.
- Giannone D., Reichlin L., Sala L.** *Monetary Policy in Real Time* // *NBER Macroeconomics Annual* / ed. by M. Gertler, K. Rogoff. – The University of Chicago Press, 2004. – pp. 161–200.

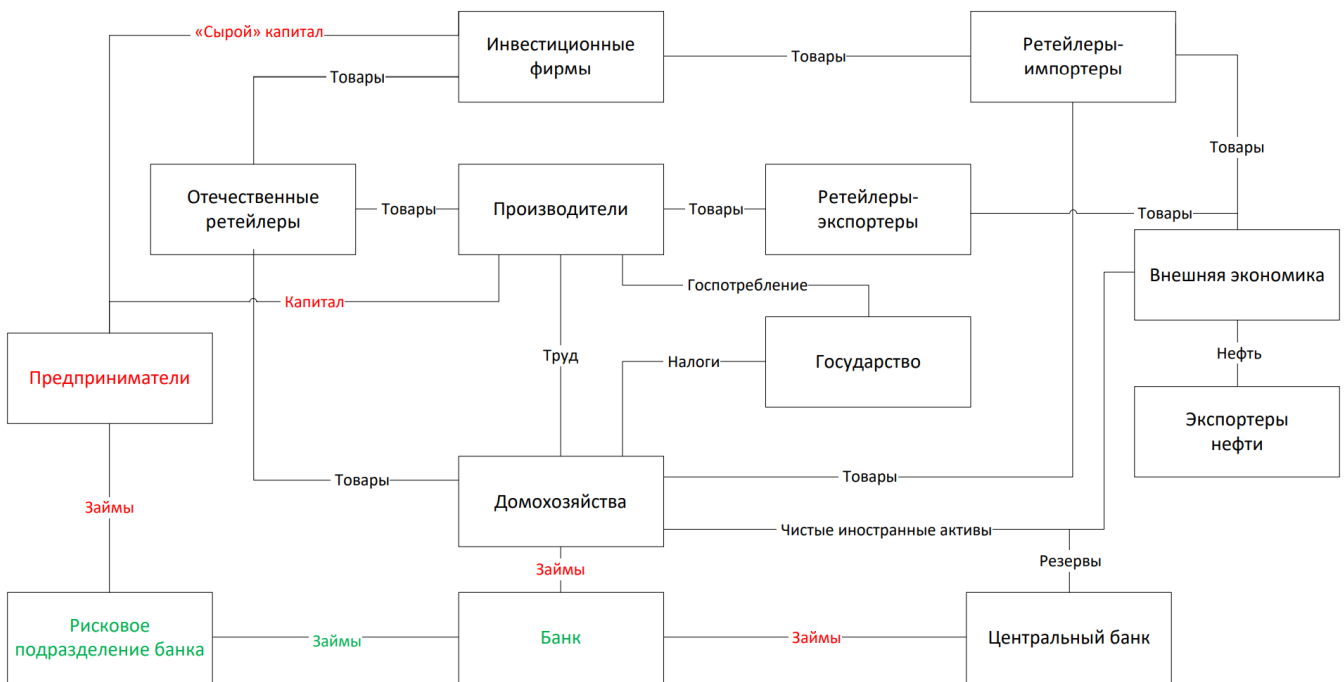
- Giannone D., Reichlin L., Simonelli S.** Nowcasting Euro area economic activity in real-time: the role of confidence indicators // *National Institute Economic Review*. – 2009. – N 210. – pp. 90–97. doi: 10.1177/0027950109354413
- Giannone D., Reichlin L., Small D.** Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data // *Journal of Monetary Economics*. – 2008. – Vol. 55. – pp. 665–676. doi: 10.1016/j.jmoneco.2008.05.010
- Harvey D., Leybourne S., Newbold P.** Testing the equality of prediction mean squared errors // *International Journal of Forecasting*. – 1997. – Vol. 13(2). – pp. 281–291.
- Hayashi F., Tachi Y.** The nowcast revision analysis extended // *Economics Letters*. – 2021. – Vol. 209. doi: 10.1016/j.econlet.2021.110112
- Huber F., Koop G., Onorante L., Pfarrhofer M., Schreiner J.** Nowcasting in a pandemic using non-parametric mixed frequency VARs // *Journal of Econometrics*. – 2023. – Vol. 232(1). – pp. 52–69. doi: 10.1016/j.jeconom.2020.11.006
- Iboshi H., Matsumae T., Namba R., Nishiyama S. – I.** Estimating a DSGE model for Japan in a data-rich environment // *Journal of The Japanese and International Economies*. – 2015. – Vol. 36. – pp. 25–55. doi: 10.1016/j.jjie.2015.02.001
- Ingenito R., Trehan B.** Using monthly data to predict quarterly output // *Federal Reserve Bank of San Francisco Economic Review*. – 1996. – pp. 3-11.
- Itkonen J., Juvonen P.** Nowcasting the Finnish economy with a large Bayesian vector autoregressive model // *Bank of Finland Economics Review*. – 2017. – N 6/2017.
- Kim T. B.** Temporal aggregation bias and mixed frequency estimation of New Keynesian model // *Korea Development Institute: Mimeo*. – 2012.
- Kryshko M.** Bayesian Dynamic Factor Analysis of a Simple Monetary DSGE Model // *IMF Working Papers*. – 2011a. – N 11/219.
- Kryshko M.** Data-Rich DSGE and Dynamic Factor Models // *IMF Working Papers*. – 2011b. – N 11/216.
- Kuck K., Schweikert K.** Forecasting Baden-Württemberg's GDP growth: MIDAS regressions versus dynamic mixed-frequency factor models // *Journal of Forecasting*. – 2021. – Vol. 40(5). – pp. 861–882. doi: 10.1002/for.2743
- Kuzin V., Marcellino M., Schumacher C.** MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the euro area. // *International Journal of Forecasting*. – 2011 – Vol. 27(2). – pp. 529–542. doi: 10.1016/j.ijforecast.2010.02.006
- Lucas R. E.** Econometric policy evaluation: A critique // *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*. – 1976. – Vol. 1. – pp. 19–46. doi: 10.1016/S0167-2231(76)80003-6
- Mamedli M., Shubitov D.** Forecasting Russian CPI with data Vintages and Machine learning techniques. // *Bank of Russia Working Papers*. – 2021. – April 2021.
- Marcellino M., Schumacher C.** Factor MIDAS for Nowcasting and Forecasting with Ragged-Edge Data: A Model Comparison for German GDP // *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*. – 2010. – Vol. 72(4). – pp. 518–550. doi: 10.1111/j.1468-0084.2010.00591.x
- Mariano R. S., Murasawa Y.** A Coincident Index, Common Factors, and Monthly Real GDP // *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*. – 2010. – Vol. 72(1). – pp. 27–46. doi: 10.1111/j.1468-0084.2009.00567.x

- Mariano R. S., Murasawa Y.** A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series // *Journal of Applied Econometrics*. – 2003. – Vol. 18(4). – pp. 427–443. doi: 10.1002/jae.695
- McCracken M. W., Owyang M. T., Sekhposyan T.** Real-Time Forecasting and Scenario Analysis Using a Large Mixed-Frequency Bayesian VAR // *International Journal of Central Banking*. – 2021. – Vol. 17(71). – pp. 327–367.
- Meyer-Gohde A., Shabalina E.** Estimation and Forecasting Using Mixed-Frequency DSGE Models // *IMFS Working Papers*. – 2022. N 175.
- Modugno M., Soybilgen B., Yazgan E.** Nowcasting Turkish GDP and news decomposition // *International Journal of Forecasting*. – 2016. – Vol. 32(4). – pp. 1369–1384. doi: 10.1016/j.ijforecast.2016.07.001
- Nunes L. C.** Nowcasting quarterly GDP growth in a monthly coincident indicator model // *Journal of Forecasting*. – 2005. – Vol. 24(8). – pp. 575–592. doi: 10.1002/for.969
- Parigi G., Golinelli R.** The use of monthly indicators to forecast quarterly GDP in the short run: an application to the G7 countries // *Journal of Forecasting*. – 2007. – Vol. 26(2). – pp. 77–94. doi: 10.1002/for.1007
- Parigi G., Schlitzer G.** Quarterly forecasts of the Italian business cycle by means of monthly economic indicators. // *Journal of Forecasting*. – 1995. – Vol. 14(2). – pp. 117–141. doi: 10.1002/for.3980140205
- Richardson A., van Florenstein Mulder T., Vehbi T.** Nowcasting GDP using machine-learning algorithms: A real-time assessment // *International Journal of Forecasting*. – 2021. – Vol. 37(2). – pp. 941–948. doi: 10.1016/j.ijforecast.2020.10.005
- Rotemberg J.** Monopolistic Price Adjustment and Aggregate Output. // *The Review of Economic Studies*. – 1982. – Vol. 49(4). – pp. 517–531. doi: 10.2307/2297284
- Rünstler G., Sedillot F.** Short-term estimates of euro area real GDP by means of monthly data // *ECB Working Papers*. – 2003. – N 276.
- Sargent T., Sims C.** Business cycle modeling without pretending to have too much a priori economic theory // *Federal Reserve Bank of Minneapolis Working Papers*. – 1977. – N 55.
- Schorfheide F., Song D.** Real-Time Forecasting With a Mixed-Frequency VAR // *Journal of Business & Economic Statistics*. – 2015. – Vol. 33(3). – pp. 366–380. doi: 10.1080/07350015.2014.954707
- Schumacher C.** A comparison of MIDAS and bridge equations // *International Journal of Forecasting*. – 2016. – Vol. 32(2). – pp. 257–270. doi: 10.1016/j.ijforecast.2015.07.004
- Smets F., Wouters R.** An Estimated Stochastic Dynamic General Equilibrium Model for the Euro Area // *Journal of the European Economic Association*. – 2003. – Vol. 1(5). – pp. 1123–1175. doi: 10.1162/154247603770383415
- Smets F., Wouters R.** Shocks and Frictions in US Business Cycles: A Bayesian DSGE Approach // *American Economic Review*. – 2007. – Vol. 97(3). – pp. 586–606. doi: 10.1257/aer.97.3.586
- Soybilgen B., Yazgan E.** Nowcasting US GDP Using Tree-Based Ensemble Models and Dynamic Factors // *Computational Economics*. – 2021. – Vol. 57. – pp. 387–417. doi: 10.1007/s10614-020-10083-5
- Stock J. H., Watson M. W.** New Indexes of Coincident and Leading Economic Indicators // *NBER Macroeconomics Annual* / ed. by O. J. Blanchard, S. Fischer. – MIT Press, 1989. – pp. 351–393.

- Stock J. H., Watson M. W.** Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes // *Journal of Business & Economic Statistics*. – 2002. – Vol. 20(2). – pp. 147–162. doi: 10.1198/073500102317351921
- Stock J. H., Watson M. W.** Dynamic Factor Models, Factor-Augmented Vector Autoregressions, and Structural Vector Autoregressions in Macroeconomics // *Handbook of Macroeconomics, Volume 2* / ed. by J. B. Taylor, H. Uhlig. – North-Holland Publishing Company, 2016. – pp. 415–525. doi: 10.1016/bs.hesmac.2016.04.002
- Stundziene A., Pilinkiene V., Bruneckiene J., Grybauskas A., Lukauskas M., Pekariskiene I.** Future directions in nowcasting economic activity: A systematic literature review // *Journal of Economic Surveys*. – 2024. – pp. 1–35. doi: 10.1111/joes.12579
- Taylor J. B.** Discretion versus policy rules in practice // *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*. – 1993. – Vol. 39. – pp. 195–214. doi: 10.1016/0167-2231(93)90009-L
- Trehan B.** Forecasting growth in current quarter real GNP // *Federal Reserve Bank of San Francisco Economic Review*. – 1989. – pp. 39–42.
- Trehan B.** Predicting contemporaneous output // *Federal Reserve Bank of San Francisco Economic Review*. – 1992. – pp. 3–11.
- Wallis K. F.** Forecasting with an econometric model: The ‘ragged edge’ problem // *Journal of Forecasting*. – 1986. – Vol. 5(1). – pp. 1–13. doi: 10.1002/for.3980050102
- Yau R., Hueng J. C.** Nowcasting GDP Growth for Small Open Economies with a Mixed-Frequency Structural Model // *Computational Economics*. – 2019. – Vol. 54(1). – pp. 177–198. doi: 10.1007/s10614-017-9697-1
- Zhang Q., Ni H., Xu H.** Nowcasting Chinese GDP in a data-rich environment: Lessons from machine learning algorithms // *Economic Modelling*. – 2023. – Vol. 122. doi: 10.1016/j.econmod.2023.106204
- Zhemkov M.** Nowcasting Russian GDP using forecast combination approach // *International Economics*. – 2021. – Vol. 168. – pp. 10–24. doi: 10.1016/j.inteco.2021.07.006

Приложение А

Рис. А1. Структурная схема оригинальной DSGE-модели (DSGE-q)



Примечание. Цветом выделены экономические агенты и связи, добавляемые при включении в модель банковского сектора.

Источник: Крепцев и Селезнев (2017).

Описание модели

Предполагается, что в малой открытой экспортно ориентированной экономике взаимодействуют несколько типов экономических агентов, совместно определяющих динамику макропеременных.

1. Домохозяйства

Континуум отечественных домохозяйств максимизирует ожидаемую дисконтированную полезность по двум переменным⁵⁹: потреблению (C_t) и количеству рабочих часов (l_t). Полезность также зависит от потребления в прошлом периоде (hC_{t-1}), что позволяет учесть в модели наличие привычек (habits), которые порождают более персистентную реакцию потребления на экономические шоки. В процессе максимизации полезности домохозяйства сталкиваются с двумя типами шоков (см. таблицу А1), временно приводящих к изменению предпочтений относительно труда (ζ_t^L) и потребления (ζ_t^C):

$$U_{j,t} = \mathbb{E}_t \sum_{i=0}^{\infty} \beta^i \left(\zeta_t^C \ln(C_{j,t+i} - hC_{t+i-1}) - \zeta_t^L \frac{l_{j,t+i}^{1+\phi}}{1+\phi} \right), \quad (\text{A.1})$$

где β – субъективный коэффициент дисконтирования домохозяйств; h – параметр привычек в потреблении; ϕ – величина, обратная эластичности

⁵⁹ При перечислении переменных мы опускаем индексы экономических агентов там, где это не принципиально.

предложения труда по Фришу; $\frac{\zeta_t^C}{\zeta_{SS}^C} = \left(\frac{\zeta_{t-1}^C}{\zeta_{SS}^C}\right)^{\rho_{\zeta^C}} \exp(e_t^{\zeta^C})$, $e_t^{\zeta^C}$ – шок потребительских предпочтений отечественных домохозяйств; $\frac{\zeta_t^L}{\zeta_{SS}^L} = \left(\frac{\zeta_{t-1}^L}{\zeta_{SS}^L}\right)^{\rho_{\zeta^L}} \exp(e_t^{\zeta^L})$, $e_t^{\zeta^L}$ – шок предложения труда.

Домохозяйства действуют с учетом бюджетного ограничения. Их доходы формируются за счет предъявления предложения на рынке труда ($W_t l_t$), процентных доходов от владения отечественными ($R_{t-1} B_{t-1}$) и зарубежными активами ($R_{t-1}^{NFA} \varepsilon_t B_{t-1}^*$), а также единовременных платежей (Π_t) – чистых налогов и прибыли от владения фирмами. В каждом периоде данные доходы распределяются между потреблением ($P_t C_t$) и сбережениями ($B_t + \varepsilon_t B_t^*$). Обладая монополистической властью на рынке труда, при изменении заработной платы домохозяйства сталкиваются с «издержками меню», что позволяет ввести в модель номинальную жесткость заработных плат в стиле *Rotemberg (1982)*:

$$P_t C_{j,t} + B_{j,t} + \varepsilon_t B_{j,t}^* = W_{j,t} l_{j,t} + R_{t-1} B_{j,t-1} + R_{t-1}^{NFA} \varepsilon_t B_{j,t-1}^* + \Pi_{j,t} - \frac{k_w}{2} \left(\frac{W_{j,t}}{W_{j,t-1}} e^{g_{w,ss,t}} - (\pi_{t-1})^{l_w} (\pi_*)^{1-l_w} \right)^2 W_t l_t, \quad (A.2)$$

где P_t – цена единицы потребления; ε_t – курс иностранной валюты; W_t – почасовая ставка заработной платы; k_w – параметр жесткости заработных плат; l_w – вес назадсмотрящей компоненты в изменении зарплат; π_* – таргетируемый уровень инфляции; $g_{w,ss,t}$ – равновесный рост заработной платы.

2. Производители

Отечественные производители выпускают промежуточные блага, используя труд (l_t) и производственный капитал (K_t), которые арендуются у отечественных домохозяйств и предпринимателей соответственно. Также объемы выпуска изменяются в результате постоянного (A_t) и временного (A_t^c) технического прогресса, за вычетом постоянных издержек:

$$Y_{j,t} = A_t A_t^c l_{j,t}^\alpha K_{j,t}^{1-\alpha} - \Phi(A_t)^{\frac{1}{\alpha}}, \quad (A.3)$$

где $A_t = A_0 \exp(g_{A,t})$, $\frac{g_{A,t}}{g_{A,ss}} = \left(\frac{g_{A,t-1}}{g_{A,ss}}\right)^{\rho_{g_A}} \exp(e_t^{g_A})$, $e_t^{g_A}$ – перманентный технологический шок; $\frac{A_t^c}{A_{SS}^c} = \left(\frac{A_{t-1}^c}{A_{SS}^c}\right)^{\rho_{A^c}} \exp(e_t^{A^c})$, $e_t^{A^c}$ – временный технологический шок; α – эластичность выпуска по труду.

Производители, действуя в условиях совершенной конкуренции, максимизируют текущую прибыль с учетом издержек факторов производства:

$$\Pi_{j,t}^Y = P_t^Y Y_{j,t} - W_t l_{j,t} - Z_t K_{j,t}, \quad (A.4)$$

где P_t^Y – цена единицы промежуточного блага, Z_t – арендная стоимость производственного капитала.

Промежуточная продукция, выпускаемая данными фирмами, потребляется государством (G_t), используется отечественными ретейлерами, поставляющими потребительские ($C_{H,t}$) и инвестиционные блага ($I_{H,t}$) на внутренний рынок ($Y_t^H = I_{H,t} + C_{H,t}$), а также ретейлерами-экспортерами, продающими несырьевые товары (Y_t^{*H}) за рубеж:

$$Y_t = G_t + Y_t^H + Y_t^{*H} + \frac{k_H}{2} \left(\frac{P_{t+i}^H}{P_{t+i-1}^H} - (\pi_{t-1}^H (\pi^*)^{1-l_H}) \right)^2 Y_t^H \frac{P_t^H}{P_t^Y} + \frac{k_{*H}}{2} \left(\frac{P_t^{*H}}{P_{t-1}^{*H}} - (\pi_{t-1}^{*H})^{l_{*H}} (\pi^*)^{1-l_{*H}} \right)^2 Y_t^{*H} \frac{\varepsilon_t P_t^{*H}}{P_t^Y} \quad (\text{A.5})$$

3. Отечественные ретейлеры

Отечественные ретейлеры приобретают промежуточные блага местных производителей и в условиях монополистической конкуренции продают их фирмам – упаковщикам потребительских и инвестиционных благ. Таким образом, данные ретейлеры максимизируют ожидаемую дисконтированную реальную прибыль с учетом спроса на собственную продукцию (с постоянной эластичностью), издержек на покупку промежуточных благ ($P_t^Y Y_t^H$) и наличия «издержек меню». Последнее обстоятельство позволяет ввести в модель номинальную жесткость цен по *Rotemberg* (1982). Помимо этого, фирмы сталкиваются с шоками наценок на собственную продукцию, которые влияют на эластичность спроса по цене ($\varepsilon_{h,t}$):

$$\Pi_j^H = \mathbb{E}_t \sum_{i=0}^{\infty} \beta^i \left(\frac{P_{k,t+i}^H Y_{k,t+i}^H}{P_{t+i}} - \frac{P_{t+i}^Y Y_{k,t+i}^H}{P_{t+i}} - \frac{k_H}{2} \left(\frac{P_{k,t+i}^H}{P_{k,t+i-1}^H} - (\pi_{t-1}^H (\pi^*)^{1-l_H}) \right)^2 Y_{t+i}^H \frac{P_{t+i}^H}{P_{t+i}} \right), \quad (\text{A.6})$$

где $Y_{k,t}^H = \left(\frac{P_{k,t}^H}{P_t^H} \right)^{-\varepsilon_{h,t}} Y_t^H$ – спрос на продукцию; $\frac{\varepsilon_{h,t}}{\varepsilon_{h,ss}} = \left(\frac{\varepsilon_{h,t-1}}{\varepsilon_{h,ss}} \right)^{\rho^{\varepsilon_h}} \exp(e_t^{\varepsilon_h})$, $e_t^{\varepsilon_h}$ – шок наценки на продукцию отечественных ретейлеров; $\pi_t^H = \frac{P_t^H}{P_{t-1}^H} \pi_t$ – рост цен на продукцию отечественных ретейлеров; k_H – параметр жесткости цен отечественных ретейлеров; l_H – вес назадсмотрящей компоненты в изменении цен отечественных ретейлеров.

4. Ретейлеры-импортеры

Ретейлеры-импортеры также максимизируют ожидаемую дисконтированную реальную прибыль, действуя в условиях монополистической конкуренции. Они закупают зарубежные товары (Im_t) по цене P_t^{F*} , а затем продают их отечественным фирмам и домохозяйствам по цене P_t^F , сталкиваясь со спросом с постоянной эластичностью ($\varepsilon_{f,t}$):

$$\Pi_j^F = \mathbb{E}_t \sum_{i=0}^{\infty} \beta^i \left(\frac{P_{k,t+i}^F Im_{k,t+i}}{P_{t+i}} - \frac{\varepsilon_{t+i} P_{t+i}^{F*} Im_{k,t+i}}{P_{t+i}} - \frac{k_F}{2} \left(\frac{P_{k,t+i}^F}{P_{k,t+i-1}^F} - (\pi_{t-1}^F (\pi^*)^{1-l_F}) \right)^2 Im_{t+i} \frac{P_{t+i}^F}{P_{t+i}} \right), \quad (\text{A.7})$$

где $Im_{k,t} = \left(\frac{P_{k,t}^F}{P_t^F} \right)^{-\varepsilon_{f,t}} Im_t^H$ – спрос на импорт; $\frac{\varepsilon_{f,t}}{\varepsilon_{f,ss}} = \left(\frac{\varepsilon_{f,t-1}}{\varepsilon_{f,ss}} \right)^{\rho^{\varepsilon_f}} \exp(e_t^{\varepsilon_f})$, $e_t^{\varepsilon_f}$ – шок наценки на продукцию ретейлеров-импортеров; P_t^{F*} – цена приобретаемой ретейлером единицы импорта в иностранной валюте; $\pi_t^F = \frac{P_t^F}{P_{t-1}^F} \pi_t$ – рост цен на продукцию ретейлеров-импортеров; k_F – параметр жесткости цен ретейлеров-импортеров; l_F – вес назадсмотрящей компоненты в изменении цен ретейлеров-импортеров.

5. Ретейлеры-экспортеры

Подобно другим ретейлерам, ретейлеры-экспортеры продают отечественные блага зарубежной экономике по цене P_t^{*H} , за счет чего в отечественной экономике формируется несырьевой экспорт (Y_t^{*H}):

$$\Pi_j^{*H} = \mathbb{E}_t \sum_{i=0}^{\infty} \beta^i \left(\frac{P_{k,t+i}^{*H} Y_{k,t+i}^{*H}}{\varepsilon_{t+i} P_{t+i}} - \frac{P_{t+i}^Y Y_{k,t+i}^H}{P_{t+i}} - \frac{k_{*H}}{2} \left(\frac{P_{k,t+i}^{*H}}{P_{k,t+i-1}^{*H}} - (\pi_{t-1}^{*H})^{l_{*H}} (\pi^*)^{1-l_{*H}} \right)^2 Y_{t+i}^{*H} \frac{P_{t+i}^{*H}}{\varepsilon_{t+i} P_{t+i}} \right), \quad (\text{A.8})$$

где $Y_{k,t}^{*H} = \left(\frac{P_{k,t}^{*H}}{P_t^{*H}}\right)^{-\varepsilon_{*h,t}} Y_t^H$ – спрос на несырьевой экспорт; $\frac{\varepsilon_{*h,t}}{\varepsilon_{*h,ss}} = \left(\frac{\varepsilon_{*h,t-1}}{\varepsilon_{*h,ss}}\right)^{\rho^{\varepsilon_{*h}}}$ $\exp(e_t^{\varepsilon_{*h}})$, $e_t^{\varepsilon_{*h}}$ – шок наценки на продукцию ретейлеров-экспортеров; $\pi_t^{*H} = \frac{P_t^{*H}}{P_{t-1}^{*H}} \pi_t^*$ – рост цен на продукцию ретейлеров-экспортеров; k_{*H} – параметр жесткости цен ретейлеров-экспортеров; l_{*H} – вес назадсмотрящей компоненты в изменении цен ретейлеров-экспортеров; π^* – таргетируемый уровень инфляции в зарубежной экономике.

6. Упаковщики

Фирмы-упаковщики формируют конечные потребительские и инвестиционные блага, используя CES-свертку из продукции отечественного ($Y_t^H = I_{H,t} + C_{H,t}$) и зарубежного ($Im_t = C_{F,t} + I_{F,t}$) производства:

$$C_{j,t}^p = \left(\gamma_C^{\frac{1}{\eta_C}} C_{j,H,t}^{1-\frac{1}{\eta_C}} + (1 - \gamma_C)^{\frac{1}{\eta_C}} C_{j,F,t}^{1-\frac{1}{\eta_C}} \right)^{\frac{\eta_C}{\eta_C-1}} \quad (\text{A.9})$$

$$I_{j,t} + a(u_t) \bar{K}'_{j,t} = U_t \left(\gamma_I^{\frac{1}{\eta_I}} I_{j,H,t}^{1-\frac{1}{\eta_I}} + (1 - \gamma_I)^{\frac{1}{\eta_I}} I_{j,F,t}^{1-\frac{1}{\eta_I}} \right)^{\frac{\eta_I}{\eta_I-1}}, \quad (\text{A.10})$$

где η_C – эластичность замещения отечественных и импортируемых потребительских благ; γ_C – доля отечественной продукции в потреблении; $I_{j,t}$ – инвестиционные блага за вычетом издержек⁶⁰ использования капитала $a(u_t) \bar{K}'_{j,t}$; $\bar{K}'_{j,t}$ – капитал; $\frac{U_t}{U_{ss}} = \left(\frac{U_{t-1}}{U_{ss}}\right)^{\rho^U} \exp(e_t^U)$, e_t^U – шок производства инвестиционных благ; u_t – загрузка капитала; η_I – эластичность замещения отечественных и импортируемых инвестиционных благ; γ_I – доля инвестиционных благ отечественного производства.

Производители конечных потребительских благ, не обладая монополистической властью, максимизируют текущую прибыль с учетом выручки от продажи товаров и услуг домохозяйствам и расходов на покупку отечественных и импортируемых потребительских благ у ретейлов:

$$\Pi_{j,t}^C = P_t C_{j,t}^p - P_t^H C_{j,H,t} - P_t^F C_{j,F,t}, \quad (\text{A.11})$$

где P_t – цена единицы конечного потребительского блага.

Производители конечных инвестиционных благ, действуя в идентичной рыночной структуре, также максимизируют текущую прибыль:

$$\Pi_{j,t}^I = P_t^I (I_{j,t} + a(u_t) \bar{K}'_{j,t}) - P_t^H I_{j,H,t} - P_t^F I_{j,F,t}, \quad (\text{A.12})$$

где P_t^I – цена единицы конечного инвестиционного блага.

7. Инвестиционные фирмы

Инвестиционные фирмы формируют в экономике капитал (\bar{K}_t), используя инвестиционные блага (I_t). Выручка инвестиционных фирм создается за счет продажи капитала предпринимателям по цене Q_t . Издержки инвестиционных фирм состоят из расходов на покупку инвестиционных благ ($P_t^I I_t$) и выкупа у предпринимателей капитала, оставшегося по завершении производственного цикла с учетом наличия амортизации: $\bar{K}'_t = (1 - \delta) \bar{K}_{t-1}$. Максимизируя ожидаемую дисконтированную

⁶⁰ Подробнее про функциональную форму $a(u_t)$ см. *Крепцев и Селезнев (2017)*.

реальную прибыль, инвестиционные фирмы сталкиваются с издержками подстройки капитала по типу *Christiano et al. (2005)*:

$$\bar{K}_j = \mathbb{E}_t \sum_{i=0}^{\infty} \beta^i \left(\frac{Q_{t+i} \bar{K}_{j,t+i} - P_{t+i}^I I_{j,t+i} - Q_{t+i} \bar{K}'_{j,t+i}}{P_{t+i}} \right), \quad (\text{A.13})$$

где $\bar{K}_{j,t} = \bar{K}'_{j,t} + \left(1 - \frac{k_I}{2} \left(\frac{I_{j,t}}{I_{j,t-1} e^{g_{I,ss}}} - 1 \right)^2 \right) I_{j,t}$ – динамика капитала; k_I – параметр,

отвечающий за издержки отклонения роста инвестиций от равновесного уровня.

8. Предприниматели

Предприниматели для покупки капитала у инвестиционных фирм используют заемные (B_t) и собственные средства (N_t): $Q_t \bar{K}_t = B_t + N_t$. Заемные средства предоставляются финансовым посредником по процентной ставке R_t^{en} . Из одной единицы приобретенного капитала предприниматели могут в дальнейшем использовать случайный объем капитала: $\bar{K}_t = \omega_t \bar{K}_{t-1}$. Определив загрузку капитала (u_t), предприниматели сдают его в аренду производителям промежуточных товаров по цене Z_t , а оставшийся (с учетом амортизации) капитал $(1 - \delta) Q_t \bar{K}_t$ продают обратно инвестиционным фирмам. В итоге в периоде t прибыль предпринимателей от использования капитала формируется следующим образом:

$$\Pi_t^{en} = \omega_t R_t^k Q_{t-1} \bar{K}_{t-1} - R_t^{en} B_{t-1}, \quad (\text{A.14})$$

где $R_t^k = \frac{(u_t Z_t - a(u_t) P_t^I) + (1 - \delta) Q_t}{Q_{t-1}}$ – доходность единицы капитала.

Если издержки предпринимателей (выплаты по займам) оказываются больше выручки (доходов, полученных от продажи капитала), предприниматель становится банкротом. Исходя из (A.14), $\bar{\omega}_t$ определяет границу банкротства⁶¹: в случае, если шок ω_t оказывается выше границы банкротства, предприниматель считается «выжившим». «Выжившие» предприниматели максимизируют ожидаемые (с учетом распределения ω) собственные средства следующего периода:

$$\mathbb{E}_t N_{t+1} = \mathbb{E}_t \gamma_t \left[\left(\int_{\bar{\omega}_t}^{\infty} \omega_t p_{t-1}(\omega) d\omega \right) R_{t+1}^k Q_t \bar{K}_t - \left(\int_{\bar{\omega}_t}^{\infty} p_{t-1}(\omega) d\omega \right) R_{t+1}^{en} B_t \right], \quad (\text{A.15})$$

где $\frac{\gamma_t}{\gamma_{ss}} = \left(\frac{\gamma_{t-1}}{\gamma_{ss}} \right)^{\rho^\gamma} \exp(e_t^\gamma)$, e_t^γ – шок доли «выживания» предпринимателей.

9. Банки

Банки кредитуют рисковые подразделения (B_t), осуществляют операции с Центральным банком и остальными банками (IB_t), а также принимают депозиты у домохозяйств (D_t). Помимо этого, каждый банк имеет собственный капитал (J_t). Таким образом, формируются активная и пассивная стороны их баланса:

$$B_{jt} + IB_{jt} = D_{jt} + J_{jt} \quad (\text{A.16})$$

Доходы банков формируются за счет процентной выручки по выданным кредитам $(R_{t-1}^b - 1) B_{t-1}$, а также процентных платежей по межбанковским операциям и операциям с ЦБ $(R_{t-1} - 1) IB_{t-1}$. Издержки банков складываются из процентных расходов по размещенным депозитам $(R_{t-1}^D - 1) D_{t-1}$, производственных расходов $(\delta_b J_{t-1})$ и единовременных трансфертов домохозяйствам (TR_{t-1}^b) . Предполагается, что банки, обладая монополистической властью на рынке кредитов и депозитов, в

⁶¹ Сама граница банкротства случайна и описывается лог-нормальным распределением с дисперсией $\sigma_{\omega,t}$. Последняя изменяется следующим образом: $\frac{\sigma_{\omega,t}}{\sigma_{\omega,ss}} = \left(\frac{\sigma_{\omega,t-1}}{\sigma_{\omega,ss}} \right)^{\rho^{\sigma\omega}} \exp(e_t^{\sigma\omega})$, где $e_t^{\sigma\omega}$ – шок неопределенности проектов.

процессе установления ставок сталкиваются с «издержками меню» – это позволяет ввести в модель номинальную жесткость процентных ставок. Помимо этого, предполагается наличие квадратичных издержек подстройки собственного капитала: $\frac{k^K}{2} \left(\frac{J_t}{B_t} - \omega^J \right)^2 J_t$. Банки максимизируют ожидаемую дисконтированную сумму реальных отчислений домохозяйствам, которые пропорциональны прибыли банков:

$$E_t \sum_{i=0}^{\infty} \beta^i \frac{(1-o_{t+i})}{P_{t+i}} \Pi_{j,t+i}^b \quad (\text{A.17})$$

$$\begin{aligned} \Pi_{j,t+i}^b &= (R_{j,t+i-1}^b - 1)B_{j,t+i-1} + (R_{t+i-1} - 1)IB_{j,t+i-1} - (R_{j,t+i-1}^D - 1)D_{j,t+i-1} - \\ &\frac{k^K}{2} \left(\frac{J_{j,t+i}}{B_{j,t+i}} - \omega^J \right)^2 J_{t+i} - \frac{k^b}{2} \left(\frac{R_{j,t+i}^b}{(R_{j,t+i-1}^b)^{\iota_b} (R_{SS}^b)^{1-\iota_b}} - 1 \right)^2 B_{t+i} - \frac{k^D}{2} \left(\frac{R_{j,t+i}^D}{(R_{j,t+i-1}^D)^{\iota_d} (R_{SS}^D)^{1-\iota_d}} - 1 \right)^2 D_{t+i} - \\ &\delta_b J_{j,t+i-1} - TR_{t+i}^b, \end{aligned} \quad (\text{A.18})$$

где $J_{j,t} = \frac{J_{j,t-1}}{\varepsilon_t^{cap}} + o_t \Pi_{j,t}^b$ – динамика собственного капитала; $\frac{\varepsilon_t^{cap}}{\varepsilon_{SS}^{cap}} = \left(\frac{\varepsilon_{t-1}^{cap}}{\varepsilon_{SS}^{cap}} \right)^{\rho^{cap}} \exp(e_t^{\varepsilon^{cap}})$, $e_t^{\varepsilon^{cap}}$ – шок динамики капитала банков; $B_{j,t} = \left(\frac{R_{j,t}^b}{R_t^b} \right)^{-\varepsilon^b} B_t$ – спрос на кредиты; ε^b – эластичность кредитов по процентной ставке; $D_{j,t} = \left(\frac{R_{j,t}^D}{R_t^D} \right)^{\varepsilon_t^D} D_t$ – предложение депозитов; ε_t^D – эластичность депозитов по процентной ставке; $\frac{\varepsilon_t^D}{\varepsilon_{SS}^D} = \left(\frac{\varepsilon_{t-1}^D}{\varepsilon_{SS}^D} \right)^{\rho^{D}} \exp(e_t^{\varepsilon^D})$, $e_t^{\varepsilon^D}$ – шок наценки для депозитных ставок; $(1 - o_t)$ – доля отчислений домохозяйствам; k^K – параметр, отвечающий за издержки отклонения роста собственного капитала от равновесного уровня ω^J ; k^b – параметр жесткости кредитных ставок; ι_b – вес назадсмотрящей компоненты в ценообразовании кредитных ставок; k^D – параметр жесткости депозитных ставок; ι_d – вес назадсмотрящей компоненты в ценообразовании депозитных ставок.

10. Рисковые подразделения банков

Рисковые подразделения занимаются кредитованием предпринимателей. В случае, когда шок, действующий на предпринимателей (ω_t), оказывается выше границы банкротства ($\bar{\omega}_t$), выручку рискованных подразделений составляет долг предпринимателей и проценты по нему ($R_t^{en} B_{t-1}$). В случае банкротства предпринимателей выручку рискованного подразделения составляет фиксированная часть дохода, полученного от продажи капитала: $(1 - \mu)\omega R_t^k Q_{t-1} \bar{K}_{t-1}$. Издержки рискованного подразделения определяются процентными расходами на обслуживание долга перед основным подразделением банка: $R_{t-1}^b B_{t-1}$. Предполагается, что рискованные подразделения каждый период имеют нулевую прибыль:

$$\left(1 - \int_0^{\bar{\omega}_t} p_{t-1}(\omega) d\omega \right) R_t^{en} B_{j,t-1} + (1 - \mu)\omega R_t^k Q_{t-1} \bar{K}_{j,t-1} \int_0^{\bar{\omega}_t} p_{t-1}(\omega) d\omega = R_{t-1}^b B_{j,t-1} \quad (\text{A.19})$$

11. Экспортеры сырья

Отдельным экономическим агентом являются экспортеры сырья⁶², которые сталкиваются с нулевыми издержками на его добычу (тем самым предполагается наличие «рога изобилия») и продают весь объем за рубежом в соответствии с ценой, заданной на мировом рынке. Цены на сырье (P_t^{oil}), как и объемы его экспорта (S_t^{oil}), изменяются инерционно под воздействием временных шоков (e_t^{oil} , e_t^{Soil}):

⁶² При работе с моделью предполагается, что экспорт сырья целиком состоит из нефти.

$$\frac{P_t^{oil}}{P_*^{oil}} = \left(\frac{P_{t-1}^{oil}}{P_*^{oil}} \right)^{\rho_{P^{oil}}} \exp(e_t^{oil}) \quad (A.20)$$

$$\frac{S_t^{oil}}{S_*^{oil}} = \left(\frac{S_{t-1}^{oil}}{S_*^{oil}} \right)^{\rho_{S^{oil}}} \exp(e_t^{S^{oil}}) \quad (A.21)$$

12. Центральный банк

Центральный банк осуществляет монетарную политику в режиме строгого инфляционного таргетирования, устанавливая номинальную процентную ставку (R_t) исходя из инфляции текущего периода (π_t) с учетом наличия инерции в правиле (ϕ_R) и возможности временного отклонения от него (e_t^R):

$$\frac{R_t}{R_*} = \left(\frac{R_{t-1}}{R_*} \right)^{\phi_R} \left(\frac{\pi_t}{\pi_*} \right)^{(1-\phi_R)\phi_\pi} \exp(e_t^R) \quad (A.22)$$

Также предполагается, что на валютном рынке Центральный банк способен осуществлять несистематические интервенции (e_t^{res}) за счет изменения валютных резервов ($dRes_t$):

$$\frac{dRes_t}{(A_t)^{\frac{1}{\alpha}} P_t^*} = e_t^{res}, \quad (A.23)$$

где P_t^* – цена одной единицы блага в зарубежной (внешней) экономике.

13. Государство

Правительство в каждом периоде придерживается политики сбалансированного бюджета – потребление государства финансируется за счет паушальных налогов. В свою очередь, динамика госпотребления определяется авторегрессионным процессом первого порядка с учетом наличия временных шоков (e_t^G):

$$\frac{G_t}{G_*} = \left(\frac{G_{t-1}}{G_*} \right)^{\rho_G} \exp(e_t^G) \quad (A.24)$$

14. Внешняя экономика

Внешний мир, не подверженный влиянию отечественных шоков, предъявляет спрос на товары несырьевого экспорта отечественной экономики:

$$Y_t^{*H} = \gamma_{export} (p_t^{*H})^{-\eta_{export}} Y_t^*, \quad (A.25)$$

где η_{export} – эластичность несырьевого экспорта по цене; Y_t^* – выпуск в зарубежной экономике.

Зарубежные домохозяйства, обладая привычками в потреблении (h^*), максимизируют ожидаемую дисконтированную полезность, выбирая оптимальную траекторию потребления (C^*) и количество рабочих часов (l_t^*) на совершенно конкурентном рынке труда:

$$U_{j,t}^* = E_t \sum_{i=0}^{\infty} (\beta^*)^i \left(\zeta_t^{*C} \ln(C_{j,t+i}^* - h^* C_{t+i-1}^*) - \zeta_t^{*L} \frac{(l_{j,t+i}^*)^{1+\phi^*}}{1+\phi^*} \right), \quad (A.26)$$

где $\frac{\zeta_t^{*C}}{\zeta_{SS}^{*C}} = \left(\frac{\zeta_{t-1}^{*C}}{\zeta_{SS}^{*C}} \right)^{\rho_{\zeta^{*C}}} \exp(e_t^{\zeta^{*C}})$, $e_t^{\zeta^{*C}}$ – шок потребительских предпочтений зарубежных домохозяйств.

Фирмы, являясь ценополучателями, используют труд для производства конечных благ (Y_t^*) и максимизируют прибыль:

$$Y_{j,t}^* = A_t^* A_t^{\frac{1}{\alpha}} l_{j,t}^* \quad (A.27)$$

$$\Pi_{j,t}^{Y*} = P_t^* Y_{j,t}^* - W_t^* l_{j,t}^*, \quad (\text{A.28})$$

где $\frac{A_t^*}{A_{ss}^*} = \left(\frac{A_{t-1}^*}{A_{ss}^*}\right)^{\rho_{A^*}} \exp(e_t^{A^*})$, $e_t^{A^*}$ – временный технологический шок зарубежной экономики.

Спрос на товары в зарубежной экономике предъявляют только домохозяйства, вследствие чего весь выпуск идет на потребление:

$$Y_t^* = C_t^* \quad (\text{A.29})$$

Центральный банк осуществляет монетарную политику в соответствии с правилом à la Taylor (1993):

$$\frac{R_t^*}{R^*} = \left(\frac{R_{t-1}^*}{R^*}\right)^{\phi_R^*} \left(\frac{\pi_t^*}{\pi^*}\right)^{(1-\phi_R^*)\phi_\pi^*} \exp(e_t^{*R}), \quad (\text{A.30})$$

где e_t^{*R} – шок зарубежной монетарной политики.

15. Остальные уравнения

Дополнительно доопределяются уравнение платежного баланса (A.31), динамика импорта с учетом наличия издержек ретейлеров-импортеров (A.32), ставка по чистым иностранным активам (A.33), динамика риск-премии (A.34), реального валютного курса (A.35) и относительных цен импортируемых товаров (A.36):

$$p_t^{oil} S_t^{oil} + P_t^{*H} Y_t^{*H} + IP_t - P_t^{F*} IM_t = B_t^* - R_{t-1}^{NFA} B_{t-1}^* + dRes_t \quad (\text{A.31})$$

$$IM_t = Im_t + \frac{k_F}{2} \left(\frac{p_t^F}{p_{t-1}^F} - (\pi_{t-1}^F)^{\iota_F} (\pi^*)^{1-\iota_F} \right)^2 Im_t \frac{p_t^F}{\varepsilon_t p_t^{F*}} \quad (\text{A.32})$$

$$R_t^{NFA} = R_t^* \exp\left(\varphi_{NFA}(rer_t d_t^* - rer_{ss} d_{ss}^*) - \varphi_{oil}(p_t^{oil} - p_{ss}^{oil})\right) z_t^{RP} \quad (\text{A.33})$$

$$\frac{z_t^{RP}}{z_{ss}^{RP}} = \left(\frac{z_{t-1}^{RP}}{z_{ss}^{RP}}\right)^{\rho^{ZRP}} \exp(e_t^{ZRP}) \quad (\text{A.34})$$

$$rer_t = rer_{t-1} g_t^\varepsilon \frac{\pi_t^*}{\pi_t} \quad (\text{A.35})$$

$$\frac{p_t^{F*}}{p_{ss}^{F*}} = \left(\frac{p_{t-1}^{F*}}{p_{ss}^{F*}}\right)^{\rho^{PF*}} \exp(e_t^{PF*}), \quad (\text{A.36})$$

где $B_t^* = -D_t^*$ – чистые иностранные активы; IP_t – трансграничные трансферты; g_t^ε – рост (номинального) курса иностранной валюты; e_t^{ZRP} – шок риск-премии; e_t^{PF*} – шок относительных цен импортируемых товаров.

Табл. А1. Шоки квартальной DSGE-модели (DSGE-q)

$e_t^{\zeta c}$	Шок потребительских предпочтений
$e_t^{\zeta l}$	Шок предложения труда
e_t^{Ac}	Временный технологический шок
e_t^{gA}	Перманентный технологический шок
$e_t^{\varepsilon h}$	Шок наценки на продукцию отечественных ретейлеров
$e_t^{\varepsilon f}$	Шок наценки на продукцию ретейлеров-импортеров
$e_t^{\varepsilon *h}$	Шок наценки на продукцию ретейлеров-экспортеров
e_t^U	Шок производства инвестиционных благ
$e_t^{\sigma \omega}$	Шок неопределенности проектов
e_t^{γ}	Шок доли «выживания» предпринимателей / финансовый шок благосостояния (γ_t)
$e_t^{\varepsilon D}$	Шок наценки для депозитных ставок
$e_t^{\varepsilon cap}$	Шок динамики капитала банков
$e_t^{S_{oil}}$	Шок объемов экспорта нефти
e_t^{oil}	Шок реальной цены на нефть
e_t^R	Шок монетарной политики
e_t^{res}	Шок резервов ЦБ (валютные интервенции)
e_t^G	Шок госпотребления (фискальной политики)
$e_t^{\zeta c*}$	Шок предпочтений зарубежных домохозяйств
e_t^{A*}	Временный технологический шок зарубежной экономики
e_t^{*R}	Шок зарубежной монетарной политики
e_t^{pF*}	Шок относительных цен импортируемых товаров
e_t^{ZRP}	Шок риск-премии

Источник: Крещев и Селезнев (2017).

Приложение В

Табл. В1. Описание используемых данных

№	Наблюдаемая переменная	Категория	Источник	Частота	Тест на сезонность и устранение	Тип трансформации	Публикационный лаг (в календарных днях, приблизительно)
<i>Моделируемые переменные</i>							
1	Ставка MIACR (1 день)	-	ЦБР	Мес	Нет	1	0
2	Индекс потребительских цен	-	ФСГС	Мес	Нет	2	8
3	Реальная заработная плата	-	ФСГС	Мес	Да	2	55
4	Валовый внутренний продукт в постоянных ценах	-	ФСГС	Кв	Да	2	45
5	Расходы на конечное потребление д/х в постоянных ценах	-	ФСГС	Кв	Да	2	90
6	Валовое накопление основного капитала в постоянных ценах	-	ФСГС	Кв	Да	2	90
7	Цены на нефть марки Urals	-	МФ	Мес	Нет	2	0
8	Экспорт в постоянных ценах	-	ФСГС	Кв	Да	2	90
9	US Real Gross Domestic Product	-	BEA	Кв	Нет	2	30
10	US Federal Funds Effective Rate	-	FRED	Мес	Нет	1	0
11	US Consumer Price Index	-	BLS	Мес	Нет	2	10
12	Расходы на конечное потребление государственного управления в постоянных ценах	-	ФСГС	Кв	Да	2	90
<i>Немоделируемые переменные</i>							
1	Индекс производства продукции сельского хозяйства	Hard	ФСГС	Мес	Да	2	25
2	Объем работ по виду деятельности «Строительство»	Hard	ФСГС	Мес	Да	2	25
3	Грузооборот транспорта	Hard	ФСГС	Мес	Да	2	25
4	Индекс промышленного производства	Hard	ФСГС	Мес	Да	2	25
5	Потребность работодателей в работниках	Hard	ФСГС	Мес	Да	2	25
6	Численность зарегистрированных безработных	Hard	ФСГС	Мес	Да	2	25
7	Объем платных услуг населению	Hard	ФСГС	Мес	Да	2	25
8	Пассажиروоборот транспорта	Hard	ФСГС	Мес	Да	2	25
9	Оборот общественного питания	Hard	ФСГС	Мес	Да	2	25
10	Оборот розничной торговли	Hard	ФСГС	Мес	Да	2	25
11	Оборот оптовой торговли	Hard	ФСГС	Мес	Да	2	25
12	Диффузный индекс занятости, фактические изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
13	Диффузный индекс закупок оборудования, фактические изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45

14	Диффузный индекс портфеля заказов, фактические изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
15	Диффузный индекс выпуска, фактические изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
16	Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, фактические изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
17	Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, фактические изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
18	Диффузный индекс отношения цен на выпускаемую и приобретаемую продукцию, фактические изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
19	Диффузный индекс запасов готовой продукции, фактические изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
20	Диффузный индекс заработной платы, фактические изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
21	Загрузка производственных мощностей (нормальный месячный уровень = 100)	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	60
22	Задолженность банкам (нормальный месячный уровень = 100)	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	60
23	Доля предприятий в «хорошем» или «нормальном» финансовом состоянии	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	60
24	Доля предприятий, не закупавших оборудование 2 и более месяцев подряд	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	60
25	Диффузный индекс задолженности банкам, ожидаемые изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
26	Диффузный индекс занятости, ожидаемые изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
27	Диффузный индекс закупок оборудования, ожидаемые изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
28	Диффузный индекс финансового состояния, ожидаемые изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
29	Диффузный индекс портфеля заказов, ожидаемые изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
30	Диффузный индекс выпуска, ожидаемые изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
31	Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, ожидаемые изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
32	Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, ожидаемые изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
33	Диффузный индекс заработной платы, ожидаемые изменения	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	45
34	Загрузка наличной рабочей силы (нормальный месячный уровень = 100)	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	60
35	Изменение издержек производства, обращения	Soft	МП	Мес	Нет	3	20

36	Изменение спроса на продукцию, товары, услуги	Soft	МП	Мес	Нет	3	20
37	Изменение цен на готовую продукцию, работы/услуги, отпускные цены, тарифы на услуги	Soft	МП	Мес	Нет	3	20
38	Изменение объемов производства, подрядных работ, товарооборота, услуг	Soft	МП	Мес	Нет	3	20
39	Изменение в ближайшие 3 месяца спроса на продукцию, товары, услуги	Soft	МП	Мес	Нет	3	20
40	Ценовые ожидания предприятий на следующие 3 месяца	Soft	МП	Мес	Нет	3	20
41	Изменение в ближайшие 3 месяца объемов производства, подрядных работ, товарооборота, услуг	Soft	МП	Мес	Нет	3	20
42	Портфель заказов (нормальный месячный уровень = 100)	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	60
43	Запасы готовой продукции (нормальный месячный уровень = 100)	Soft	РЭБ	Мес	Да	3	60
44	Доходность облигаций федерального займа с нулевой купонной доходностью: 1 год до погашения	Financial	МБ	Мес	Нет	3	0
45	Доходность облигаций федерального займа с нулевой купонной доходностью: 3 года до погашения	Financial	МБ	Мес	Нет	3	0
46	Доходность облигаций федерального займа с нулевой купонной доходностью: 10 лет до погашения	Financial	МБ	Мес	Нет	3	0
47	Индекс МосБиржи	Financial	МБ	Мес	Нет	2	0
48	Международные резервы	Financial	ЦБР	Мес	Нет	2	7
49	Индекс РТС	Financial	МБ	Мес	Нет	2	0

Примечания. 1 – без трансформации; 2 – лог-прирост, $100 \cdot [\ln(x_{i,t}) - \ln(x_{i,t-1})]$; 3 – абсолютный прирост, $x_{i,t} - x_{i,t-1}$. ФСГС – Федеральная служба государственной статистики (rosstat.gov.ru); ЦБР – Центральный банк Российской Федерации (cbr.ru); МФ – Министерство финансов Российской Федерации (minfin.gov.ru), BEA – Bureau of Economic Analysis (bea.gov), FRED – Federal Reserve Economic Data (fred.stlouisfed.org), BLS – Bureau of Labor Statistics (bls.gov), РЭБ – Российский экономический барометр (new.imemo.ru/rebstat), МП БР – Мониторинг предприятий Банка России (cbr.ru/dkp/mp), МБ – Московская Биржа (moex.com).

Источник: расчеты автора.

Табл. В2. Стилизованный календарь выхода новых данных при наукастинге ВВП России за текущий квартал (Q0)

Месяц	Квартал	Наблюдаемая переменная	Календарный день	Период выходящей статистики
1М	Q0	Международные резервы	7	3М Q(-1)
1М	Q0	Индекс потребительских цен	8	3М Q(-1)
1М	Q0	US Consumer Price Index	10	3М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс занятости, фактические изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс закупок оборудования, фактические изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс портфеля заказов, фактические изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс выпуска, фактические изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, фактические изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, фактические изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диф. индекс отношения цен на выпуск. и приобр. продукцию, фактич. изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс запасов готовой продукции, фактические изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс заработной платы, фактические изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс задолженности банкам, ожидаемые изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс занятости, ожидаемые изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс закупок оборудования, ожидаемые изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс финансового состояния, ожидаемые изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс портфеля заказов, ожидаемые изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс выпуска, ожидаемые изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, ожидаемые изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, ожидаемые изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Диффузный индекс заработной платы, ожидаемые изменения	15	2М Q(-1)
1М	Q0	Изменение издержек производства, обращения	20	3М Q(-1)
1М	Q0	Изменение спроса на продукцию, товары, услуги	20	3М Q(-1)
1М	Q0	Изменение цен на готовую продукцию, работы/услуги, отпускные цены, тарифы	20	3М Q(-1)
1М	Q0	Изменение объемов производства, подрядных работ, товарооборота, услуг	20	3М Q(-1)
1М	Q0	Изменение в ближайшие 3 месяца спроса на продукцию, товары, услуги	20	3М Q(-1)
1М	Q0	Ценовые ожидания предприятий на следующие 3 месяца	20	3М Q(-1)
1М	Q0	Изменение в ближайшие 3 месяца объемов производства товаров и услуг	20	3М Q(-1)
1М	Q0	Реальная заработная плата	25	2М Q(-1)
1М	Q0	Индекс производства продукции сельского хозяйства	25	3М Q(-1)
1М	Q0	Объем работ по виду деятельности «Строительство»	25	3М Q(-1)
1М	Q0	Грузооборот транспорта	25	3М Q(-1)
1М	Q0	Индекс промышленного производства	25	3М Q(-1)
1М	Q0	Потребность работодателей в работниках	25	3М Q(-1)
1М	Q0	Численность зарегистрированных безработных	25	3М Q(-1)
1М	Q0	Объем платных услуг населению	25	3М Q(-1)
1М	Q0	Пассажиروоборот транспорта	25	3М Q(-1)
1М	Q0	Оборот общественного питания	25	3М Q(-1)
1М	Q0	Оборот розничной торговли	25	3М Q(-1)
1М	Q0	Оборот оптовой торговли	25	3М Q(-1)
1М	Q0	Загрузка производственных мощностей (нормальный месячный уровень = 100)	30	2М Q(-1)
1М	Q0	Задолженность банкам (нормальный месячный уровень = 100)	30	2М Q(-1)
1М	Q0	Доля предприятий в «хорошем» или «нормальном» финансовом состоянии	30	2М Q(-1)
1М	Q0	Доля предприятий, не покупающих оборудование 2 и более месяцев подряд	30	2М Q(-1)
1М	Q0	Загрузка наличной рабочей силы (нормальный месячный уровень = 100)	30	2М Q(-1)
1М	Q0	Портфель заказов (нормальный месячный уровень = 100)	30	2М Q(-1)
1М	Q0	Запасы готовой продукции (нормальный месячный уровень = 100)	30	2М Q(-1)
1М	Q0	Ставка MIACR (1 день)	30	1М Q0
1М	Q0	Цены на нефть марки Urals	30	1М Q0

1M	Q0	US Federal Funds Effective Rate	30	1M Q0
1M	Q0	Доходность ОФЗ с нулевой купонной доходностью: 1 год до погашения	30	1M Q0
1M	Q0	Доходность ОФЗ с нулевой купонной доходностью: 3 года до погашения	30	1M Q0
1M	Q0	Доходность ОФЗ с нулевой купонной доходностью: 10 лет до погашения	30	1M Q0
1M	Q0	Индекс МосБиржи	30	1M Q0
1M	Q0	Индекс РТС	30	1M Q0
1M	Q0	US Real Gross Domestic Product	30	Q(-1)
2M	Q0	Международные резервы	7	1M Q0
2M	Q0	Индекс потребительских цен	8	1M Q0
2M	Q0	US Consumer Price Index	10	1M Q0
2M	Q0	Валовый внутренний продукт в постоянных ценах	15	Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс занятости, фактические изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс закупок оборудования, фактические изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс портфеля заказов, фактические изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс выпуска, фактические изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, фактические изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, фактические изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диф. индекс отношения цен на выпуск. и приобр. продукцию, фактич. изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс запасов готовой продукции, фактические изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс заработной платы, фактические изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс задолженности банкам, ожидаемые изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс занятости, ожидаемые изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс закупок оборудования, ожидаемые изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс финансового состояния, ожидаемые изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс портфеля заказов, ожидаемые изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс выпуска, ожидаемые изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, ожидаемые изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, ожидаемые изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Диффузный индекс заработной платы, ожидаемые изменения	15	3M Q(-1)
2M	Q0	Изменение издержек производства, обращения	20	1M Q0
2M	Q0	Изменение спроса на продукцию, товары, услуги	20	1M Q0
2M	Q0	Изменение цен на готовую продукцию, работы/услуги, отпускные цены, тарифы	20	1M Q0
2M	Q0	Изменение объемов производства, подрядных работ, товарооборота, услуг	20	1M Q0
2M	Q0	Изменение в ближайшие 3 месяца спроса на продукцию, товары, услуги	20	1M Q0
2M	Q0	Ценовые ожидания предприятий на следующие 3 месяца	20	1M Q0
2M	Q0	Изменение в ближайшие 3 месяца объемов производства товаров и услуг	20	1M Q0
2M	Q0	Реальная заработная плата	25	3M Q(-1)
2M	Q0	Индекс производства продукции сельского хозяйства	25	1M Q0
2M	Q0	Объем работ по виду деятельности «Строительство»	25	1M Q0
2M	Q0	Грузооборот транспорта	25	1M Q0
2M	Q0	Индекс промышленного производства	25	1M Q0
2M	Q0	Потребность работодателей в работниках	25	1M Q0
2M	Q0	Численность зарегистрированных безработных	25	1M Q0
2M	Q0	Объем платных услуг населению	25	1M Q0
2M	Q0	Пассажирооборот транспорта	25	1M Q0
2M	Q0	Оборот общественного питания	25	1M Q0
2M	Q0	Оборот розничной торговли	25	1M Q0
2M	Q0	Оборот оптовой торговли	25	1M Q0
2M	Q0	Загрузка производственных мощностей (нормальный месячный уровень = 100)	30	3M Q(-1)
2M	Q0	Задолженность банкам (нормальный месячный уровень = 100)	30	3M Q(-1)
2M	Q0	Доля предприятий в «хорошем» или «нормальном» финансовом состоянии	30	3M Q(-1)
2M	Q0	Доля предприятий, не покупающих оборудование 2 и более месяцев подряд	30	3M Q(-1)
2M	Q0	Загрузка наличной рабочей силы (нормальный месячный уровень = 100)	30	3M Q(-1)
2M	Q0	Портфель заказов (нормальный месячный уровень = 100)	30	3M Q(-1)
2M	Q0	Запасы готовой продукции (нормальный месячный уровень = 100)	30	3M Q(-1)

2M	Q0	Ставка MIACR (1 день)	30	2M Q0
2M	Q0	Цены на нефть марки Urals	30	2M Q0
2M	Q0	US Federal Funds Effective Rate	30	2M Q0
2M	Q0	Доходность ОФЗ с нулевой купонной доходностью: 1 год до погашения	30	2M Q0
2M	Q0	Доходность ОФЗ с нулевой купонной доходностью: 3 года до погашения	30	2M Q0
2M	Q0	Доходность ОФЗ с нулевой купонной доходностью: 10 лет до погашения	30	2M Q0
2M	Q0	Индекс МосБиржи	30	2M Q0
2M	Q0	Индекс РТС	30	2M Q0
3M	Q0	Международные резервы	7	2M Q0
3M	Q0	Индекс потребительских цен	8	2M Q0
3M	Q0	US Consumer Price Index	10	2M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс занятости, фактические изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс закупок оборудования, фактические изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс портфеля заказов, фактические изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс выпуска, фактические изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, фактические изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, фактические изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диф. индекс отношения цен на выпуск. и приобр. продукцию, фактич. изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс запасов готовой продукции, фактические изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс заработной платы, фактические изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс задолженности банкам, ожидаемые изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс занятости, ожидаемые изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс закупок оборудования, ожидаемые изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс финансового состояния, ожидаемые изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс портфеля заказов, ожидаемые изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс выпуска, ожидаемые изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, ожидаемые изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, ожидаемые изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Диффузный индекс заработной платы, ожидаемые изменения	15	1M Q0
3M	Q0	Изменение издержек производства, обращения	20	2M Q0
3M	Q0	Изменение спроса на продукцию, товары, услуги	20	2M Q0
3M	Q0	Изменение цен на готовую продукцию, работы/услуги, отпускные цены, тарифы	20	2M Q0
3M	Q0	Изменение объемов производства, подрядных работ, товарооборота, услуг	20	2M Q0
3M	Q0	Изменение в ближайшие 3 месяца спроса на продукцию, товары, услуги	20	2M Q0
3M	Q0	Ценовые ожидания предприятий на следующие 3 месяца	20	2M Q0
3M	Q0	Изменение в ближайшие 3 месяца объемов производства товаров и услуг	20	2M Q0
3M	Q0	Реальная заработная плата	25	1M Q0
3M	Q0	Индекс производства продукции сельского хозяйства	25	2M Q0
3M	Q0	Объем работ по виду деятельности «Строительство»	25	2M Q0
3M	Q0	Грузооборот транспорта	25	2M Q0
3M	Q0	Индекс промышленного производства	25	2M Q0
3M	Q0	Потребность работодателей в работниках	25	2M Q0
3M	Q0	Численность зарегистрированных безработных	25	2M Q0
3M	Q0	Объем платных услуг населению	25	2M Q0
3M	Q0	Пассажиروоборот транспорта	25	2M Q0
3M	Q0	Оборот общественного питания	25	2M Q0
3M	Q0	Оборот розничной торговли	25	2M Q0
3M	Q0	Оборот оптовой торговли	25	2M Q0
3M	Q0	Загрузка производственных мощностей (нормальный месячный уровень = 100)	30	1M Q0
3M	Q0	Задолженность банкам (нормальный месячный уровень = 100)	30	1M Q0
3M	Q0	Доля предприятий в «хорошем» или «нормальном» финансовом состоянии	30	1M Q0
3M	Q0	Доля предприятий, не покупающих оборудование 2 и более месяцев подряд	30	1M Q0
3M	Q0	Загрузка наличной рабочей силы (нормальный месячный уровень = 100)	30	1M Q0
3M	Q0	Портфель заказов (нормальный месячный уровень = 100)	30	1M Q0

3M	Q0	Запасы готовой продукции (нормальный месячный уровень = 100)	30	1M Q0
3M	Q0	Ставка MIACR (1 день)	30	3M Q0
3M	Q0	Цены на нефть марки Urals	30	3M Q0
3M	Q0	US Federal Funds Effective Rate	30	3M Q0
3M	Q0	Доходность ОФЗ с нулевой купонной доходностью: 1 год до погашения	30	3M Q0
3M	Q0	Доходность ОФЗ с нулевой купонной доходностью: 3 года до погашения	30	3M Q0
3M	Q0	Доходность ОФЗ с нулевой купонной доходностью: 10 лет до погашения	30	3M Q0
3M	Q0	Индекс МосБиржи	30	3M Q0
3M	Q0	Индекс РТС	30	3M Q0
3M	Q0	Расходы на конечное потребление д/х в постоянных ценах	30	Q(-1)
3M	Q0	Валовое накопление основного капитала в постоянных ценах	30	Q(-1)
3M	Q0	Экспорт в постоянных ценах	30	Q(-1)
3M	Q0	Расходы на конечное потребление государственного управления в пост. ценах	30	Q(-1)
1M	Q1	Международные резервы	7	3M Q0
1M	Q1	Индекс потребительских цен	8	3M Q0
1M	Q1	US Consumer Price Index	10	3M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс занятости, фактические изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс закупок оборудования, фактические изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс портфеля заказов, фактические изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс выпуска, фактические изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, фактические изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, фактические изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диф. индекс отношения цен на выпуск. и приобр. продукцию, факт. изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс запасов готовой продукции, фактические изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс заработной платы, фактические изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс задолженности банкам, ожидаемые изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс занятости, ожидаемые изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс закупок оборудования, ожидаемые изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс финансового состояния, ожидаемые изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс портфеля заказов, ожидаемые изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс выпуска, ожидаемые изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, ожидаемые изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, ожидаемые изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Диффузный индекс заработной платы, ожидаемые изменения	15	2M Q0
1M	Q1	Изменение издержек производства, обращения	20	3M Q0
1M	Q1	Изменение спроса на продукцию, товары, услуги	20	3M Q0
1M	Q1	Изменение цен на гот. продукцию, работы/услуги, отпускные цены, тарифы	20	3M Q0
1M	Q1	Изменение объемов производства, подрядных работ, товарооборота, услуг	20	3M Q0
1M	Q1	Изменение в ближайшие три месяца спроса на продукцию, товары, услуги	20	3M Q0
1M	Q1	Ценовые ожидания предприятий на следующие 3 месяца	20	3M Q0
1M	Q1	Изменение в ближайшие три месяца объемов производства товаров и услуг	20	3M Q0
1M	Q1	Реальная заработная плата	25	2M Q0
1M	Q1	Индекс производства продукции сельского хозяйства	25	3M Q0
1M	Q1	Объем работ по виду деятельности «Строительство»	25	3M Q0
1M	Q1	Грузооборот транспорта	25	3M Q0
1M	Q1	Индекс промышленного производства	25	3M Q0
1M	Q1	Потребность работодателей в работниках	25	3M Q0
1M	Q1	Численность зарегистрированных безработных	25	3M Q0
1M	Q1	Объем платных услуг населению	25	3M Q0
1M	Q1	Пассажиरोоборот транспорта	25	3M Q0
1M	Q1	Оборот общественного питания	25	3M Q0
1M	Q1	Оборот розничной торговли	25	3M Q0
1M	Q1	Оборот оптовой торговли	25	3M Q0

1M	Q1	Загрузка производственных мощностей (нормальный месячный уровень = 100)	30	2M Q0
1M	Q1	Задолженность банкам (нормальный месячный уровень = 100)	30	2M Q0
1M	Q1	Доля предприятий в «хорошем» или «нормальном» финансовом состоянии	30	2M Q0
1M	Q1	Доля предприятий, не покупающих оборудование 2 и более месяцев подряд	30	2M Q0
1M	Q1	Загрузка наличной рабочей силы (нормальный месячный уровень = 100)	30	2M Q0
1M	Q1	Портфель заказов (нормальный месячный уровень = 100)	30	2M Q0
1M	Q1	Запасы готовой продукции (нормальный месячный уровень = 100)	30	2M Q0
1M	Q1	Ставка MIACR (1 день)	30	1M Q1
1M	Q1	Цены на нефть марки Urals	30	1M Q1
1M	Q1	US Federal Funds Effective Rate	30	1M Q1
1M	Q1	Доходность ОФЗ с нулевой купонной доходностью: 1 год до погашения	30	1M Q1
1M	Q1	Доходность ОФЗ с нулевой купонной доходностью: 3 года до погашения	30	1M Q1
1M	Q1	Доходность ОФЗ с нулевой купонной доходностью: 10 лет до погашения	30	1M Q1
1M	Q1	Индекс МосБиржи	30	1M Q1
1M	Q1	Индекс РТС	30	1M Q1
1M	Q1	US Real Gross Domestic Product	30	Q0
2M	Q1	Международные резервы	7	1M Q1
2M	Q1	Индекс потребительских цен	8	1M Q1
2M	Q1	US Consumer Price Index	10	1M Q1
2M	Q1	Валовый внутренний продукт в постоянных ценах	15	Q0

Примечания. Q(-1) – предыдущий квартал; Q0 – текущий квартал; Q1 – следующий квартал
1M – первый месяц квартала; 2M – второй месяц квартала; 3M – третий месяц квартала.

Источник: расчеты автора.

Приложение С

Схема С1. Представление DSGE-м в форме пространства состояний (state space form)

$$\begin{bmatrix} Y_{t_m}^{Quarterly} \\ Y_{t_m}^{Monthly,growth} \\ Y_{t_m}^{Monthly,level} \\ X_{t_m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathcal{M}_{m,Q} & 0 & 0 & -\mathcal{M}_{m,Q} \\ \mathcal{M}_{m,M} & 0 & 0 & -\mathcal{M}_{m,M} \\ \mathcal{M}_m^M & 0 & 0 & 0 \\ \Lambda & 0 & 0 & -\Lambda \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{t_m} \\ S_{t_m-1} \\ S_{t_m-2} \\ S_{t_m-3} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{t_m} \\ 0 \\ 0 \\ e_{t_m} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} S_{t_m} \\ S_{t_m-1} \\ S_{t_m-2} \\ S_{t_m-3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathcal{J}_m & 0 & 0 & 0 \\ I_N & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I_N & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_N & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_{t_m-1} \\ S_{t_m-2} \\ S_{t_m-3} \\ S_{t_m-4} \end{bmatrix} + \mathcal{B}_m \begin{bmatrix} \varepsilon_{m,t_m} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Примечания. $Y_{t_m}^{Quarterly}$ – вектор моделируемых в рамках DSGE-м наблюдаемых переменных, измеряемых поквартально (валовой внутренний продукт в постоянных ценах; расходы на конечное потребление д/х в постоянных ценах; валовое накопление основного капитала в постоянных ценах; экспорт в постоянных ценах; US Real Gross Domestic Product; расходы на конечное потребление государственного управления в постоянных ценах).

$Y_{t_m}^{Monthly,growth}$ – вектор моделируемых наблюдаемых переменных, измеряемых ежемесячно в темпах роста (индекс потребительских цен; реальная заработная плата; цены на нефть марки Urals; US Consumer Price Index).

$Y_{t_m}^{Monthly,level}$ – вектор моделируемых наблюдаемых переменных, измеряемых ежемесячно в уровнях (Ставка MIACR (1 день), US Federal Funds Effective Rate).

X_{t_m} – вектор немоделируемых наблюдаемых переменных.

$\mathcal{M}_{m,Q}, \mathcal{M}_{m,M}, \mathcal{M}_m^M$ – матрицы соотношения (selection matrix из нулей и единиц) наблюдаемых переменных и соответствующих им ненаблюдаемых переменных состояния.

$-\mathcal{M}_{m,Q}$ и $-\mathcal{M}_{m,M}$ – для случаев, когда наблюдаемая переменная измеряется в темпах роста.

Λ – коэффициенты связи немоделируемых наблюдаемых переменных с моделируемыми наблюдаемыми переменными (оцениваются с помощью МНК на основе регрессии X_{t_m} на Y_{t_m}); столбцы матрицы Λ «нагружены» на переменные состояния, соответствующие наблюдаемым переменным Y_{t_m}

v_{t_m} – вектор ошибок измерения моделируемых наблюдаемых переменных, измеряемых поквартально.

e_{t_m} – вектор идиосинкразических шоков немоделируемых наблюдаемых переменных.

ε_{m,t_m} – вектор структурных шоков модели (см. табл. С2).

Источник: расчеты автора.

Табл. С1. Доля дисперсии наблюдаемых переменных, объясненной в рамках модели

Наблюдаемая переменная	Категория	Полная выборка (2003 Q1-2023 Q2)	Короткая выборка (2003 Q1-2019 Q4)
<i>Моделируемые переменные</i>			
Ставка MIACR (1 день)	-	1.00	1.00
Индекс потребительских цен	-	1.00	1.00
Реальная заработная плата	-	1.00	1.00
Валовый внутренний продукт в постоянных ценах	-	1.00	1.00
Расходы на конечное потребление д/х в постоянных ценах	-	1.00	1.00
Валовое накопление основного капитала в постоянных ценах	-	1.00	1.00
Цены на нефть марки Urals	-	1.00	1.00
Экспорт в постоянных ценах	-	1.00	1.00
US Real Gross Domestic Product	-	1.00	1.00
US Federal Funds Effective Rate	-	1.00	1.00
US Consumer Price Index	-	1.00	1.00
Расходы на конечное потребление государственного управления в постоянных ценах	-	1.00	1.00
<i>Немоделируемые переменные</i>			
Индекс производства продукции сельского хозяйства	Hard	0.22	0.26
Объем работ по виду деятельности «Строительство»	Hard	0.51	0.51
Грузооборот транспорта	Hard	0.56	0.59
Индекс промышленного производства	Hard	0.75	0.77
Потребность работодателей в работниках	Hard	0.66	0.61
Численность зарегистрированных безработных	Hard	0.37	0.14
Объем платных услуг населению	Hard	0.96	0.42
Пассажирооборот транспорта	Hard	0.90	0.03
Оборот общественного питания	Hard	0.93	0.49
Оборот розничной торговли	Hard	0.88	0.81
Оборот оптовой торговли	Hard	0.76	0.34
Диффузный индекс занятости, фактические изменения	Soft	0.20	0.24
Диффузный индекс закупок оборудования, фактические изменения	Soft	0.26	0.24
Диффузный индекс портфеля заказов, фактические изменения	Soft	0.32	0.30
Диффузный индекс выпуска, фактические изменения	Soft	0.23	0.22
Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, фактические изменения	Soft	0.18	0.17
Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, фактические изменения	Soft	0.21	0.24
Диффузный индекс отношения цен, фактические изменения	Soft	0.02	0.03
Диффузный индекс запасов готовой продукции, фактические изменения	Soft	0.09	0.17
Диффузный индекс заработной платы, фактические изменения	Soft	0.33	0.36
Загрузка производственных мощностей (нормальный месячный уровень = 100)	Soft	0.42	0.47
Задолженность банкам (нормальный месячный уровень = 100)	Soft	0.12	0.09
Доля предприятий в «хорошем» или «нормальном» финансовом состоянии	Soft	0.35	0.28
Доля предприятий, не закупающих оборудование 2 и более месяцев подряд	Soft	0.17	0.22
Диффузный индекс задолженности банкам, ожидаемые изменения	Soft	0.23	0.15
Диффузный индекс занятости, ожидаемые изменения	Soft	0.32	0.33
Диффузный индекс закупок оборудования, ожидаемые изменения	Soft	0.29	0.31
Диффузный индекс финансового состояния, ожидаемые изменения	Soft	0.31	0.26
Диффузный индекс портфеля заказов, ожидаемые изменения	Soft	0.24	0.23
Диффузный индекс выпуска, ожидаемые изменения	Soft	0.38	0.44
Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, ожидаемые изменения	Soft	0.34	0.39
Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, ожидаемые изменения	Soft	0.30	0.35
Диффузный индекс заработной платы, ожидаемые изменения	Soft	0.43	0.48
Загрузка наличной рабочей силы (нормальный месячный уровень = 100)	Soft	0.35	0.44
Изменение издержек производства, обращения	Soft	0.19	0.20
Изменение спроса на продукцию, товары, услуги	Soft	0.70	0.69
Изменение цен на готовую продукцию, работы/услуги, отпускные цены, тарифы на услуги	Soft	0.29	0.27
Изменение объемов производства, подрядных работ, товарооборота, услуг	Soft	0.61	0.57
Изменение в ближайшие 3 месяца спроса на продукцию, товары, услуги	Soft	0.41	0.54
Ценовые ожидания предприятий на следующие 3 месяца	Soft	0.20	0.08
Изменение в ближайшие 3 мес. объемов пр-ва, подрядных работ, товарооборота, услуг	Soft	0.42	0.55
Портфель заказов (нормальный месячный уровень = 100)	Soft	0.37	0.42
Запасы готовой продукции (нормальный месячный уровень = 100)	Soft	0.06	0.07
Облигации федерального займа с нулевой купонной доходностью: 1 год до погашения	Financial	0.24	0.28
Облигации федерального займа с нулевой купонной доходностью: 3 года до погашения	Financial	0.27	0.33
Облигации федерального займа с нулевой купонной доходностью: 10 лет до погашения	Financial	0.27	0.32
Индекс МосБиржи	Financial	0.63	0.41
Международные резервы	Financial	0.63	0.68
Индекс РТС	Financial	0.50	0.55

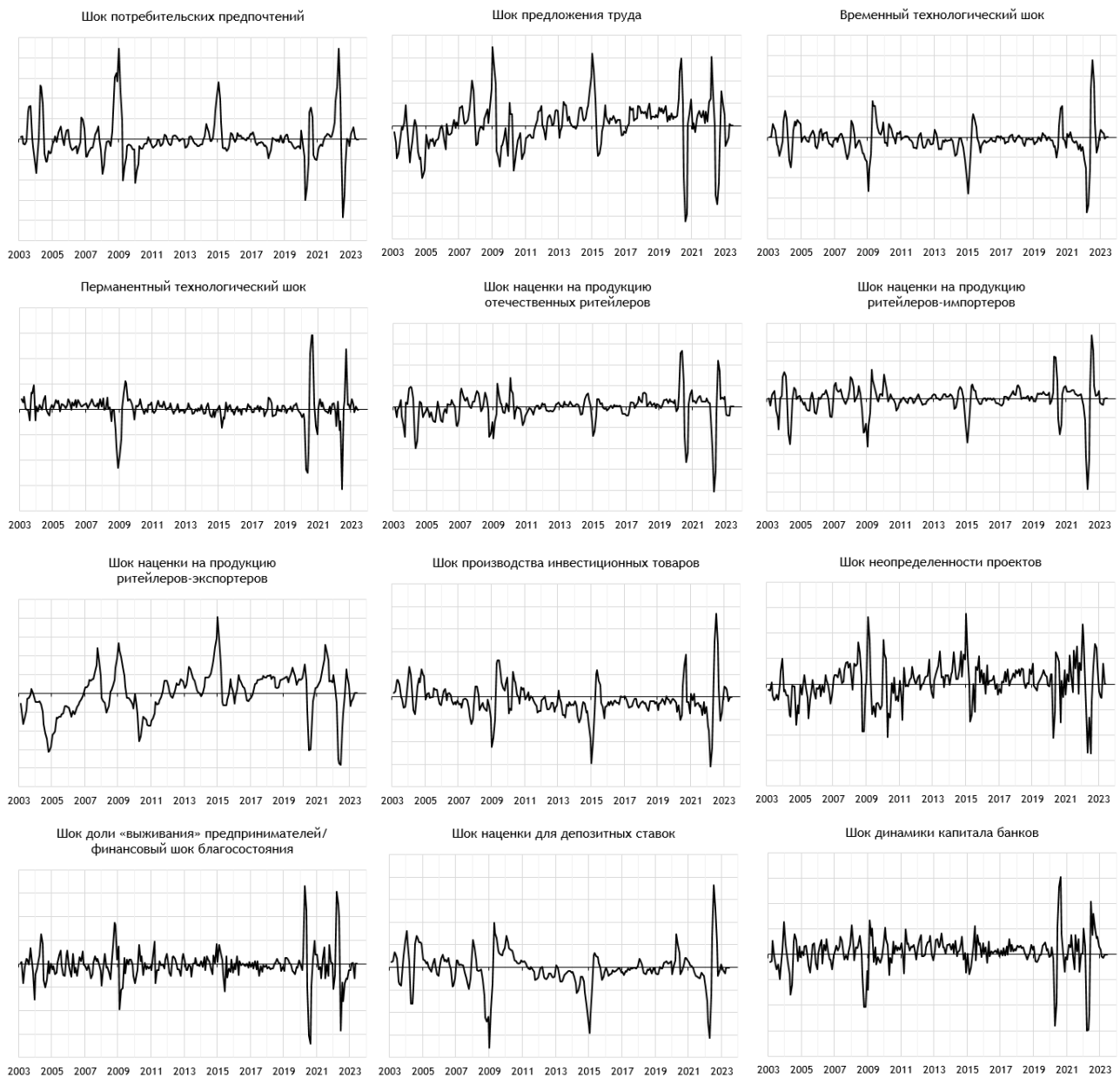
Источник: расчеты автора.

Табл. С2. Структурные шоки модели и их группировка

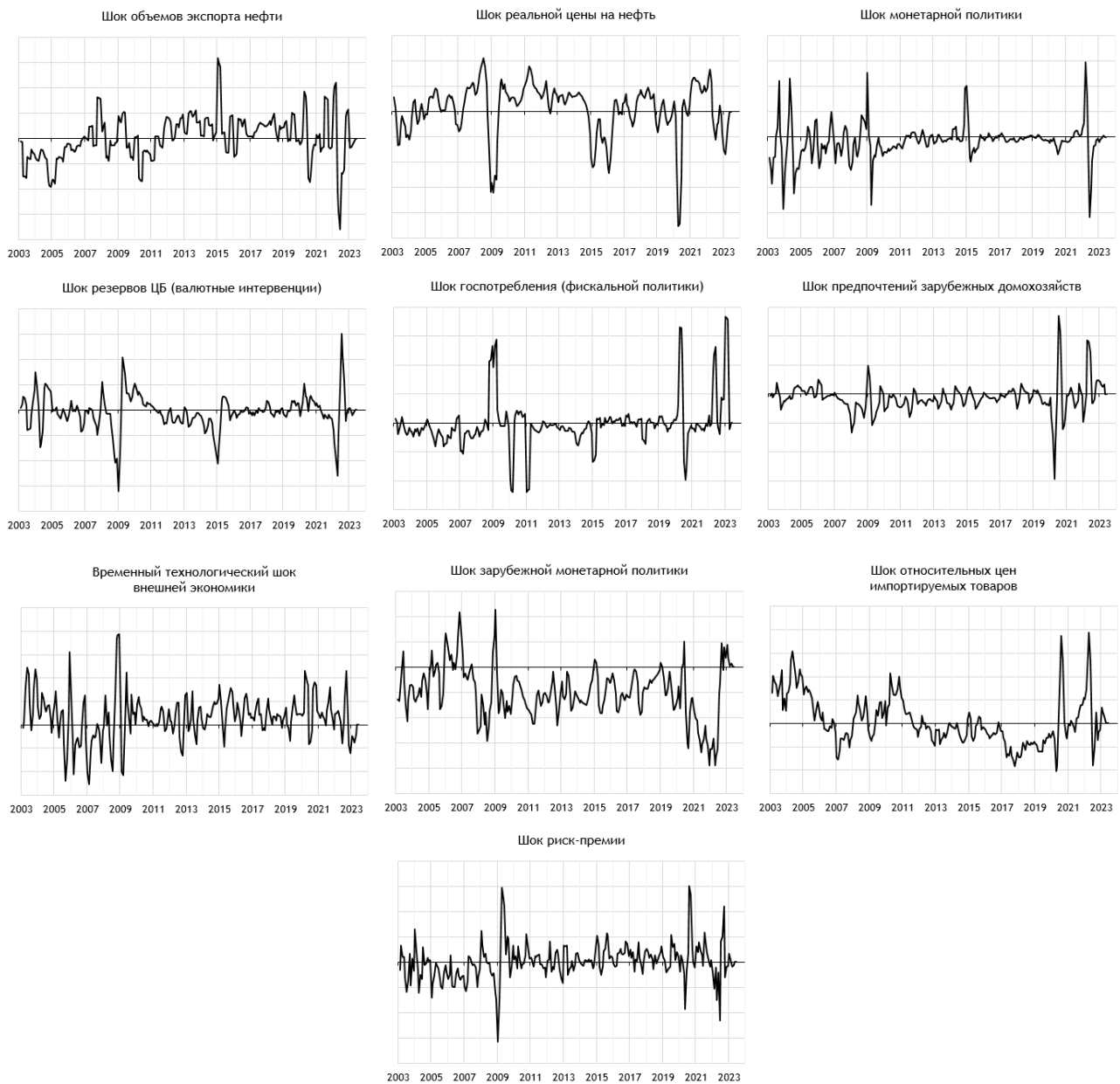
Нотация	Шок	Группа
$e_t^{\zeta c}$	Шок потребительских предпочтений	Внутренний спрос
$e_t^{\zeta l}$	Шок предложения труда	Внутреннее предложение
e_t^{Ac}	Временный технологический шок	Внутреннее предложение
e_t^{gA}	Перманентный технологический шок	–
$e_t^{\varepsilon h}$	Шок наценки на продукцию отечественных ретейлеров	Внутреннее предложение
$e_t^{\varepsilon f}$	Шок наценки на продукцию ретейлеров-импортеров	Внутреннее предложение
$e_t^{\varepsilon*h}$	Шок наценки на продукцию ретейлеров-экспортеров	Внешний спрос
e_t^U	Шок производства инвестиционных благ	Внутреннее предложение
$e_t^{\sigma\omega}$	Шок неопределенности проектов	Внутренний спрос
e_t^{γ}	Шок доли «выживания» предпринимателей / финансовый шок благосостояния	Внутренний спрос
$e_t^{\varepsilon D}$	Шок наценки для депозитных ставок	Внутренний спрос
$e_t^{\varepsilon cap}$	Шок динамики капитала банков	Внутренний спрос
e_t^{Soil}	Шок объемов экспорта нефти	Внешний спрос
e_t^{oil}	Шок реальной цены на нефть	Внешний спрос
e_t^R	Шок монетарной политики	–
e_t^{res}	Шок резервов ЦБ (валютные интервенции)	Внутренний спрос
e_t^G	Шок госпотребления (фискальной политики)	Внутренний спрос
$e_t^{\zeta c*}$	Шок предпочтений зарубежных домохозяйств	Внешний спрос
e_t^{A*}	Временный технологический шок зарубежной экономики	Предложение за рубежом
e_t^{*R}	Шок зарубежной монетарной политики	Внешний спрос
e_t^{PF*}	Шок относительных цен импортируемых товаров	Внутреннее предложение
e_t^{zRP}	Шок риск-премии	Внешний спрос

Источники: Крелцев и Селезнев (2017), расчеты автора.

Рис. С1. Оценки структурных шоков

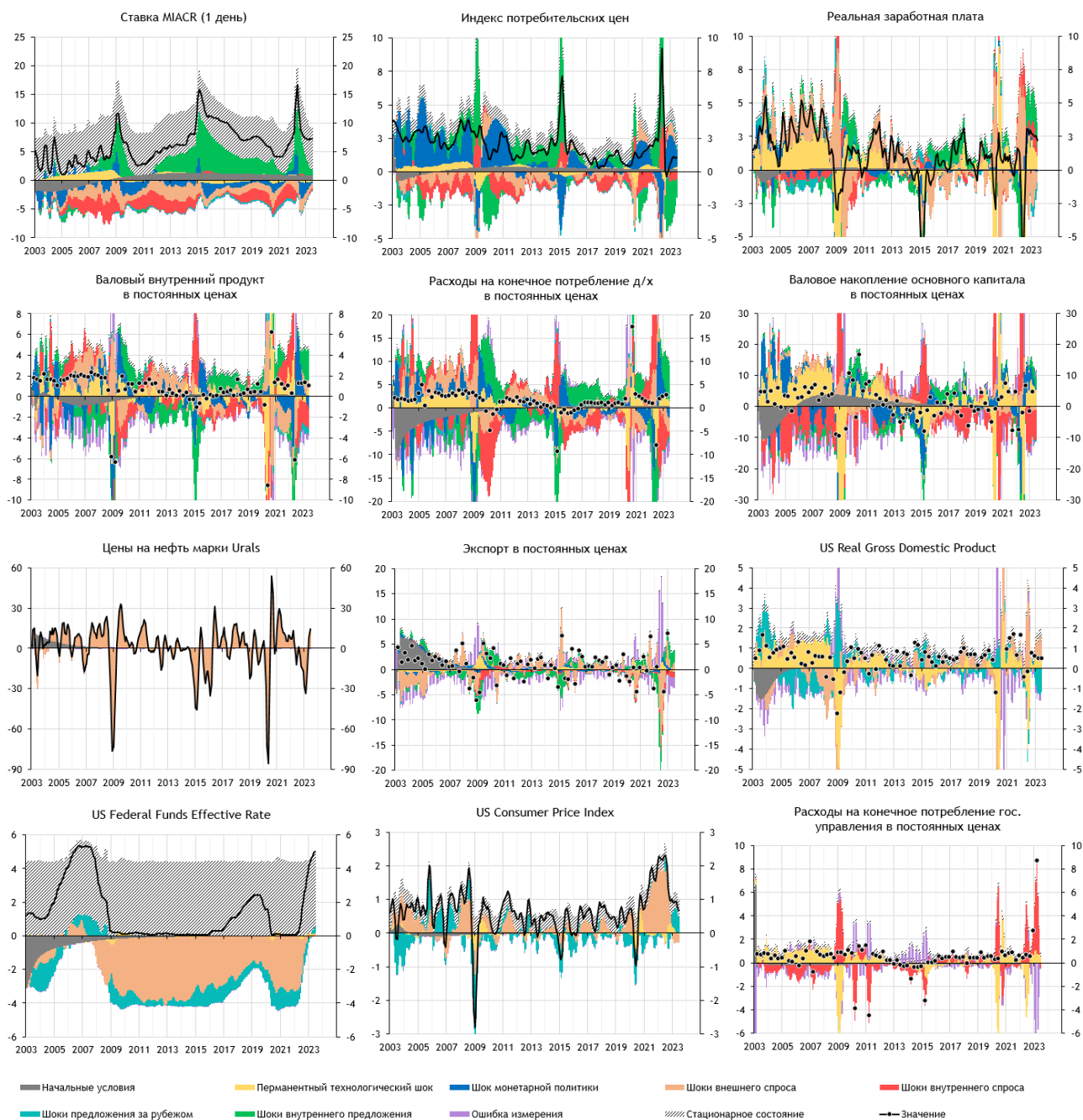


Продолжение рис. С1



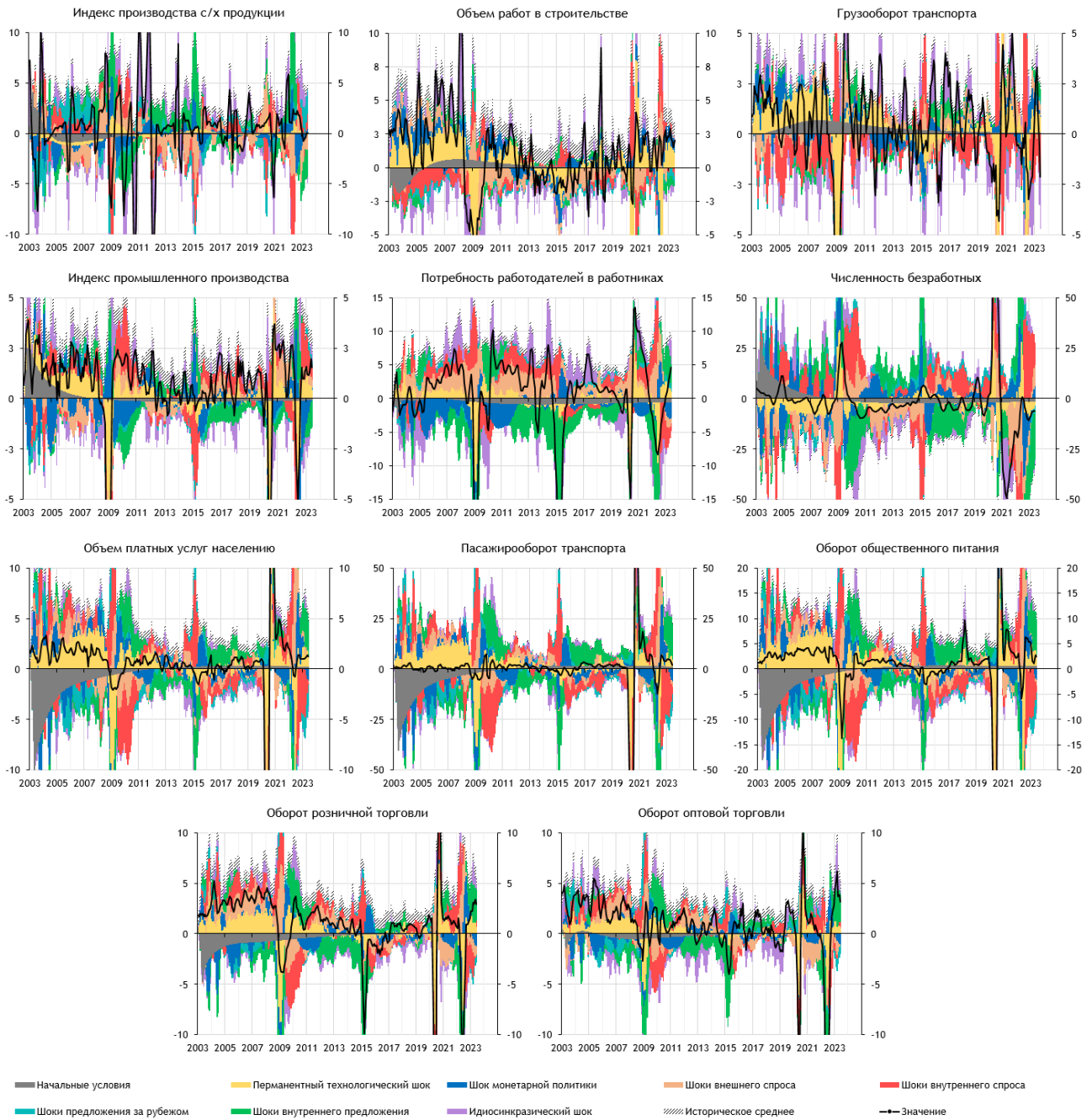
Источник: расчеты автора.

Рис. С2. Декомпозиция динамики моделируемых переменных на структурные шоки



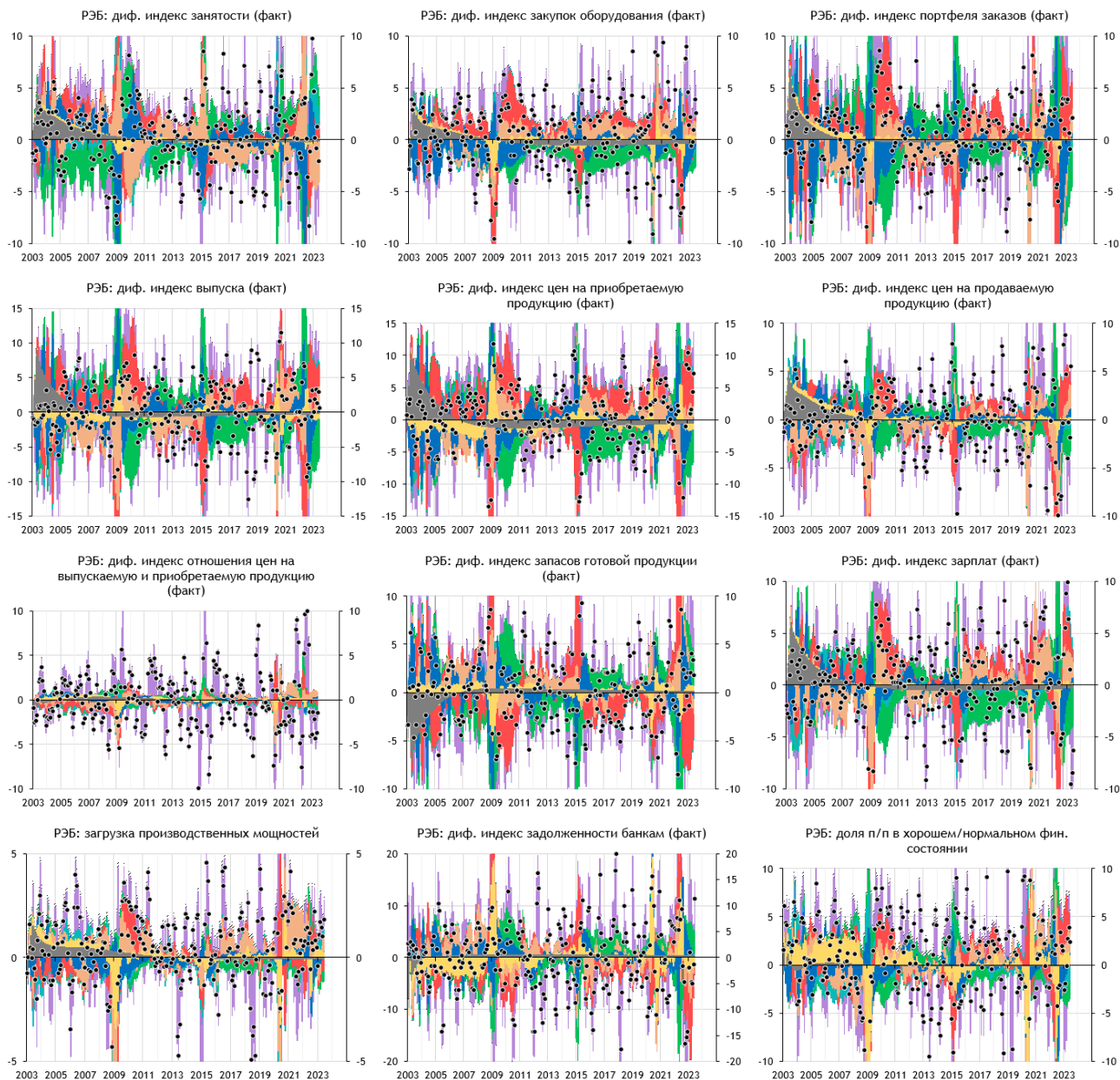
Источник: расчеты автора.

Рис. С3. Декомпозиция динамики немоделируемых переменных (hard) на структурные шоки

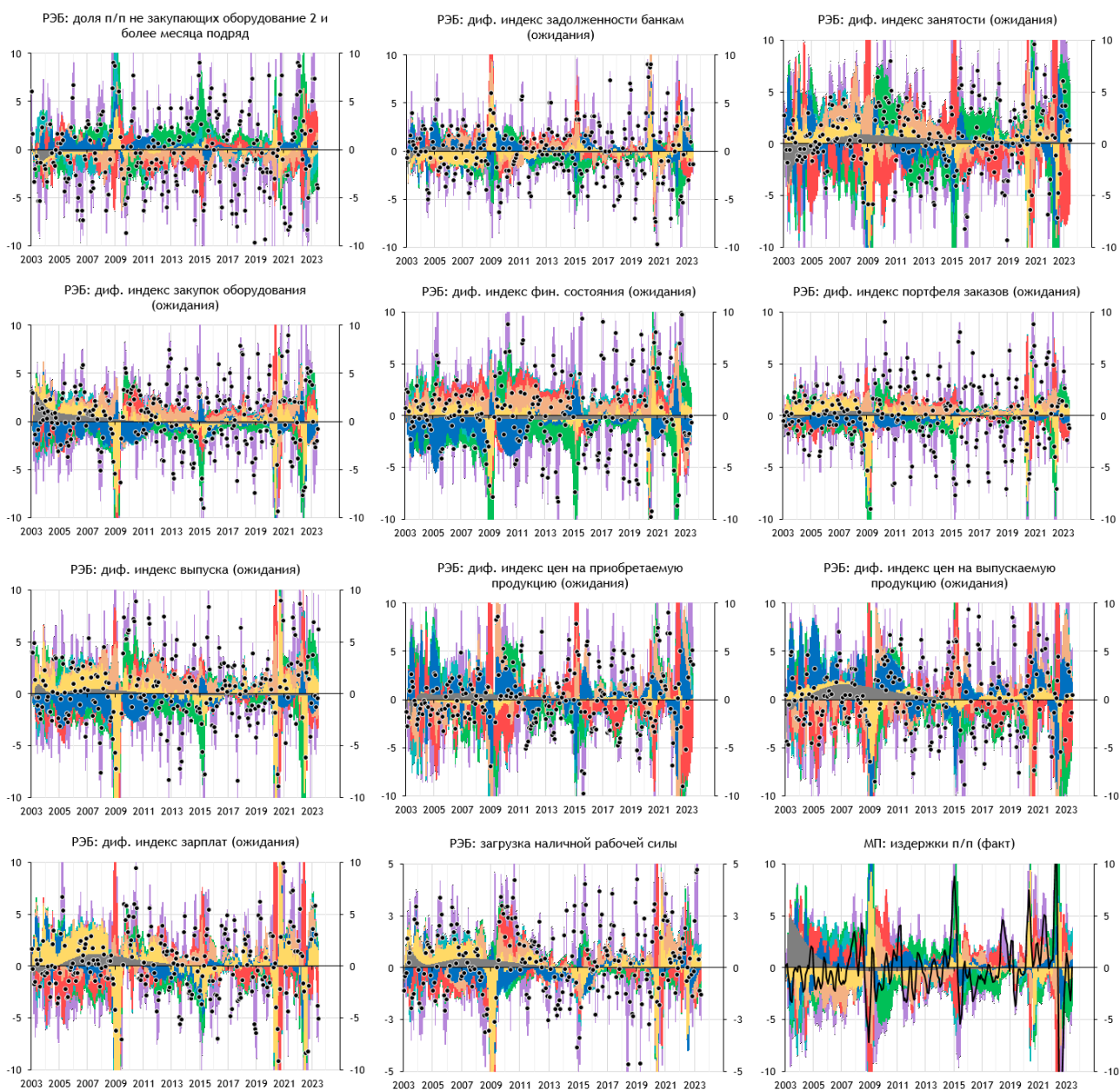


Источник: расчеты автора.

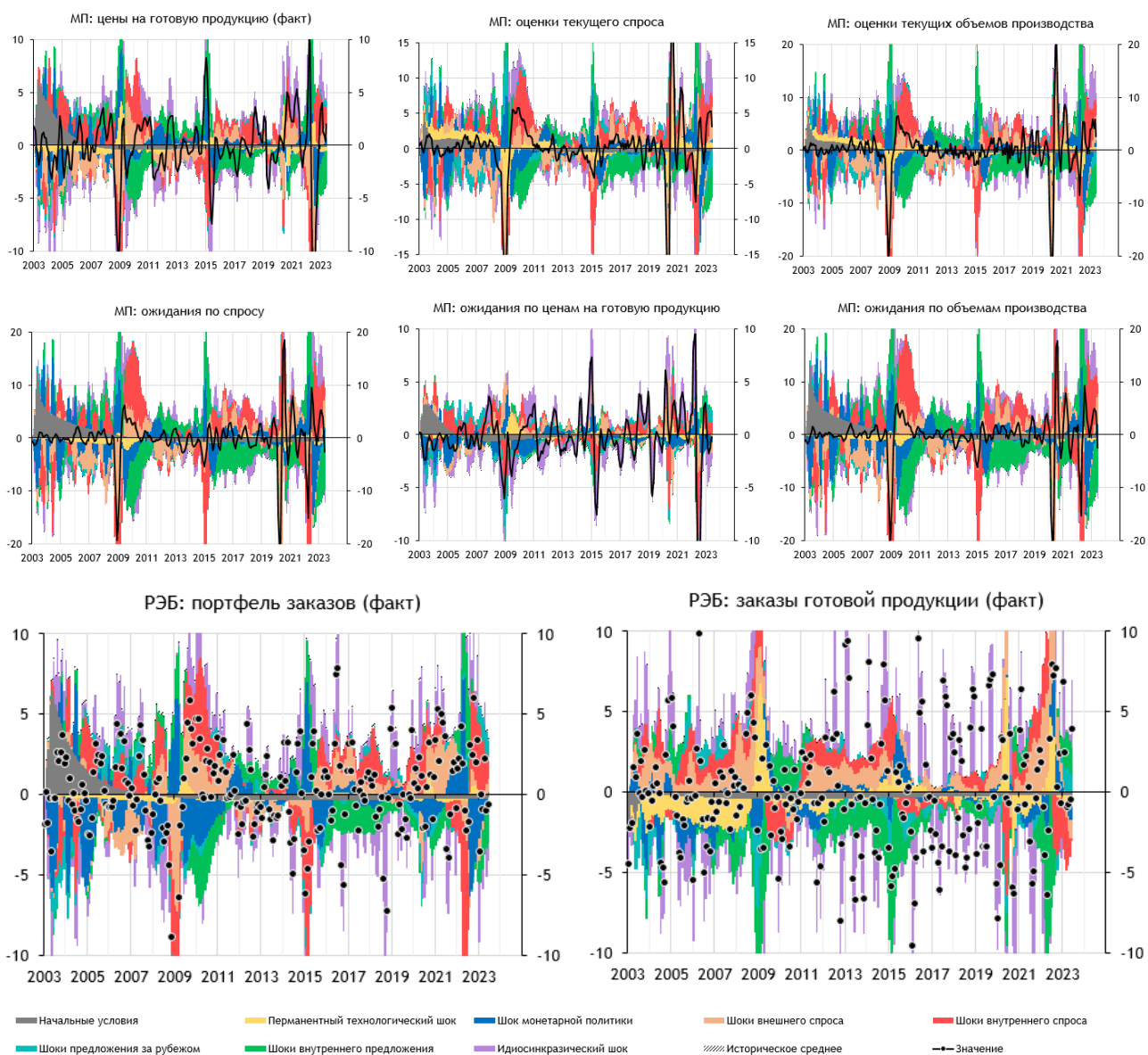
Рис. С4. Декомпозиция динамики немоделируемых переменных (soft) на структурные шоки



Продолжение рис. С4

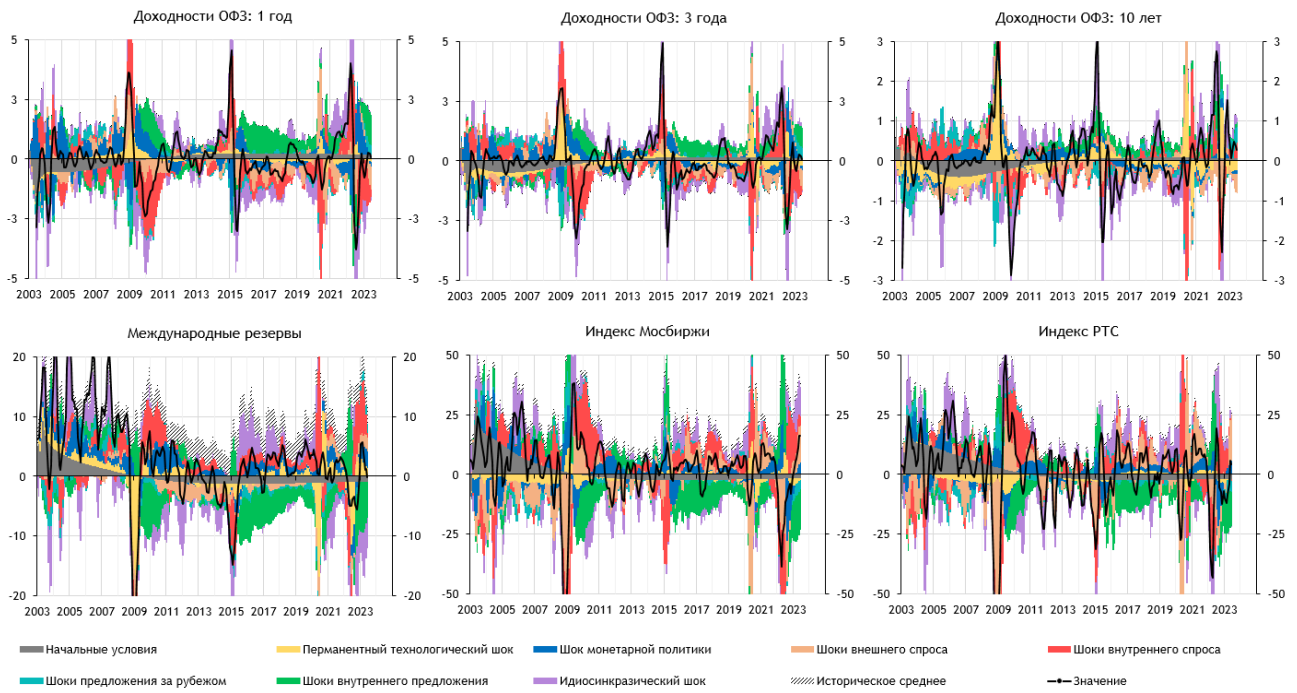


Продолжение рис. С4



Источник: расчеты автора.

Рис. С5. Декомпозиция динамики немоделируемых переменных (financial) на структурные шоки



Источник: расчеты автора.

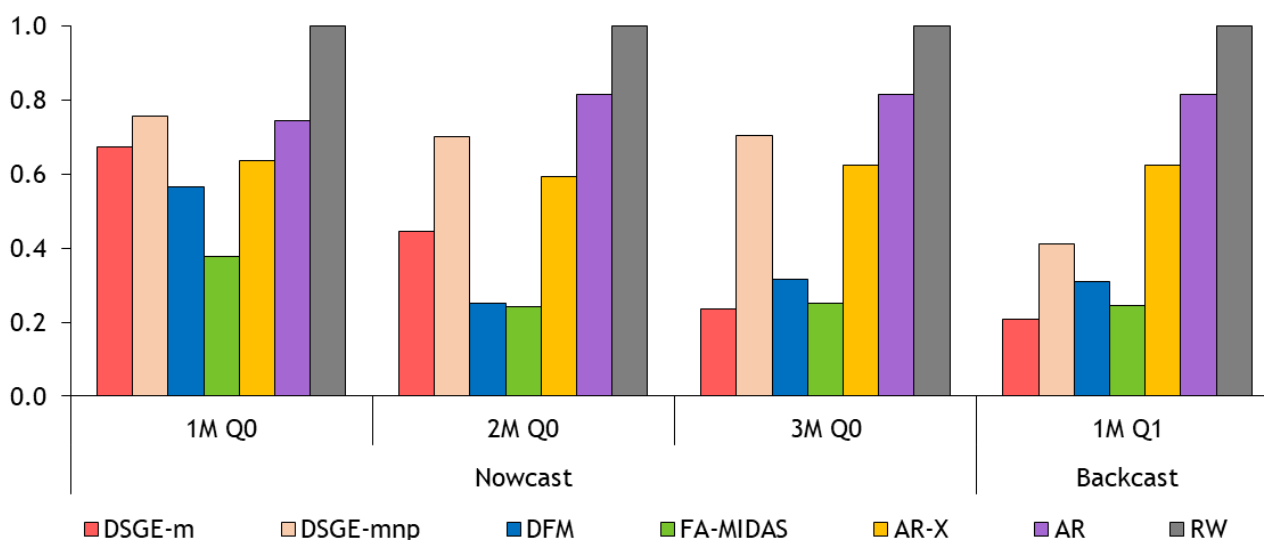
Табл. С3. Точечные оценки параметров связи моделируемых и немоделируемых наблюдаемых переменных

Немоделируемая переменная	Моделируемая переменная	Ставка MIACR	ИПЦ	Реальная з/п	ВВП	Потребление	Инвестиции	Цены на нефть	Экспорт	ВВП США	Ставка Fed	ИПЦ США	Госрасходы
Индекс производства продукции сельского хозяйства		0.16	0.03	-0.15	1.18	-0.11	-0.23	0.12	-0.47	-0.71	-0.02	0.01	-0.10
Объем работ по виду деятельности «Строительство»		-0.10	0.14	0.42	-0.09	-0.21	0.26	-0.10	-0.02	0.31	0.17	0.14	-0.01
Грузооборот транспорта		0.08	0.01	-0.23	0.20	0.00	0.49	0.18	0.30	0.04	-0.03	0.09	0.09
Индекс промышленного производства		0.03	-0.11	-0.08	1.13	-0.32	-0.12	0.01	0.00	0.02	-0.02	0.15	0.02
Потребность работодателей в работниках		-0.27	-0.31	-0.24	0.45	0.25	0.20	0.05	-0.06	-0.14	-0.07	0.08	-0.01
Численность зарегистрированных безработных		-0.12	0.06	0.09	0.43	-0.57	-0.36	0.35	-0.40	-0.19	-0.01	-0.57	0.12
Объем платных услуг населению		0.01	0.00	-0.11	0.12	0.46	-0.06	-0.09	-0.07	0.57	0.05	0.06	-0.09
Пассажирооборот транспорта		0.08	-0.05	-0.19	0.09	0.60	0.02	-0.08	-0.04	0.48	0.01	0.04	-0.10
Оборот общественного питания		0.05	-0.01	-0.10	0.15	0.49	0.05	-0.08	-0.06	0.49	0.04	0.04	-0.10
Оборот розничной торговли		-0.15	-0.10	0.07	0.43	0.48	-0.11	-0.05	-0.07	0.10	0.05	-0.05	-0.10
Оборот оптовой торговли		-0.09	-0.11	0.09	0.43	0.36	-0.16	0.10	0.17	0.01	0.01	-0.31	-0.01
Диффузный индекс занятости, факт		-0.06	0.14	-0.25	0.28	-0.49	-0.02	-0.04	0.26	0.38	0.03	0.08	0.20
Диффузный индекс закупок оборудования, факт		-0.16	-0.21	-0.13	0.44	-0.25	0.02	0.07	-0.07	0.18	-0.05	0.04	-0.04
Диффузный индекс портфеля заказов, факт		0.16	-0.09	0.09	0.86	-0.53	-0.34	0.35	-0.22	0.15	-0.04	-0.08	0.01
Диффузный индекс выпуска, факт		-0.04	0.03	-0.16	0.81	-0.44	-0.42	0.22	-0.08	0.11	0.00	0.07	0.04
Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, факт		-0.19	-0.10	-0.17	0.76	-0.36	-0.47	0.02	-0.05	-0.08	-0.04	0.00	0.18
Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию, факт		-0.04	0.06	-0.06	0.33	-0.29	-0.09	0.18	0.18	0.20	0.01	-0.14	0.13
Диффузный индекс отношения цен, факт		0.04	0.00	-0.07	-0.16	-0.09	0.13	-0.01	0.07	0.21	0.00	0.12	0.01
Диффузный индекс запасов готовой продукции, факт		-0.08	0.02	-0.09	-0.54	0.44	0.43	-0.28	0.14	0.15	0.04	0.16	-0.21
Диффузный индекс заработной платы, факт		-0.12	-0.03	-0.33	0.70	-0.31	-0.08	-0.01	0.10	0.10	-0.01	0.21	0.10
Загрузка произв. мощностей (норм. мес. уровень = 100)		0.01	-0.10	-0.10	0.16	-0.23	0.22	0.28	0.07	0.07	-0.04	0.23	-0.01
Задолженность банкам (норм. мес. уровень = 100)		-0.01	0.08	0.15	-0.88	0.22	0.14	0.29	0.20	-0.08	0.04	0.04	-0.25
Доля п/п в «хорошем» или «нормальном» фин. состоянии		0.04	-0.06	-0.02	0.32	-0.20	-0.04	0.13	-0.09	0.45	-0.02	0.06	0.12
Доля п/п, не закупаящих оборудование ≥2 мес. подряд		0.09	0.14	0.32	-0.42	-0.12	-0.23	0.03	-0.08	0.27	0.05	-0.12	0.02
Диффузный индекс задолженности банкам, ожид.		-0.23	0.08	0.04	-0.66	0.10	0.09	-0.29	0.26	0.03	0.06	0.07	-0.09
Диффузный индекс занятости, ожидаемые изменения		0.06	-0.10	-0.11	-0.17	0.30	0.64	-0.02	0.22	-0.30	-0.04	0.13	-0.09
Диффузный индекс закупок оборудования, ожид.		-0.02	-0.23	0.07	0.40	-0.20	0.18	-0.02	0.06	-0.16	-0.07	0.10	0.07
Диффузный индекс финансового состояния, ожид.		-0.04	-0.32	-0.09	0.49	0.07	0.08	0.14	-0.18	-0.10	-0.11	-0.07	-0.02
Диффузный индекс портфеля заказов, ожид.		-0.01	-0.18	-0.03	0.18	-0.05	0.29	-0.06	0.03	0.02	-0.07	0.08	-0.03
Диффузный индекс выпуска, ожидаемые изменения		0.03	-0.27	-0.09	0.55	-0.05	0.30	-0.09	-0.01	-0.20	-0.12	0.11	0.04
Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию, ожид.		-0.14	0.11	-0.70	0.09	0.34	0.47	0.00	0.39	-0.22	-0.01	0.04	-0.07
Диф. индекс цен на выпускаемую продукцию, ожид.		-0.18	0.17	-0.37	-0.14	-0.02	0.54	-0.14	0.30	0.04	0.03	0.06	-0.07
Диффузный индекс заработной платы, ожид.		-0.03	-0.06	-0.17	0.22	-0.09	0.49	-0.21	0.18	0.05	-0.04	0.16	0.12
Загрузка наличной раб. силы (норм. мес. уровень = 100)		0.07	-0.13	-0.07	0.44	-0.24	0.30	0.23	-0.08	-0.13	-0.06	0.10	-0.02
Изменение издержек производства, обращения		-0.05	0.13	-0.20	0.56	-0.23	-0.33	-0.01	0.08	-0.23	0.02	0.11	-0.08
Изменение спроса на продукцию, товары, услуги		-0.05	-0.12	0.02	0.39	-0.53	-0.11	0.43	-0.18	0.66	-0.02	-0.06	0.05
Изменение цен на готовую продукцию		-0.02	0.05	-0.16	0.99	-0.33	-0.41	0.11	0.04	-0.15	-0.01	-0.12	0.03
Изменение объемов производства		-0.03	-0.05	0.01	0.49	-0.61	-0.21	0.46	-0.22	0.63	0.00	-0.08	0.08
Изменение в ближайшие 3 месяца спроса на продукцию		-0.14	-0.05	0.02	0.34	-0.98	-0.16	0.57	-0.12	0.45	-0.01	-0.10	0.15
Ценовые ожидания предприятий на следующие 3 месяца		0.07	-0.13	-0.06	0.93	0.01	-0.30	-0.19	0.03	-0.42	-0.06	0.08	0.02
Изменение в ближайшие 3 месяца объемов производства		-0.13	-0.06	0.01	0.42	-1.01	-0.17	0.58	-0.16	0.40	-0.02	-0.10	0.18
Портфель заказов (нормальный месячный уровень = 100)		0.04	-0.19	-0.13	0.93	-0.45	-0.17	0.30	-0.13	-0.28	-0.08	0.17	0.09
Запасы готовой продукции (норм. мес. уровень = 100)		-0.22	-0.10	-0.11	-0.37	0.24	0.04	-0.13	0.05	-0.04	0.01	0.36	-0.10
ОФЗ с НКД: 1 год до погашения		0.23	0.19	-0.18	0.07	0.71	-0.05	-0.28	0.20	-0.42	0.04	0.05	-0.09
ОФЗ с НКД: 3 года до погашения		0.14	0.15	-0.27	0.31	0.65	-0.21	-0.21	0.04	-0.50	0.02	0.00	-0.07
ОФЗ с НКД: 10 лет до погашения		0.17	0.11	-0.19	0.63	0.37	-0.49	-0.11	-0.13	-0.52	0.00	0.02	0.00
Индекс МосБиржи		-0.39	0.15	0.14	0.42	-0.35	-0.03	0.05	0.04	-0.02	0.18	0.14	0.15
Международные резервы		-0.26	0.03	-0.08	0.25	-0.61	-0.15	0.37	0.21	0.44	0.05	-0.17	0.01
Индекс РТС		-0.25	0.02	-0.02	-0.22	-0.48	0.11	0.60	0.17	0.44	0.06	-0.04	0.04

Источник: расчеты автора.

Приложение D

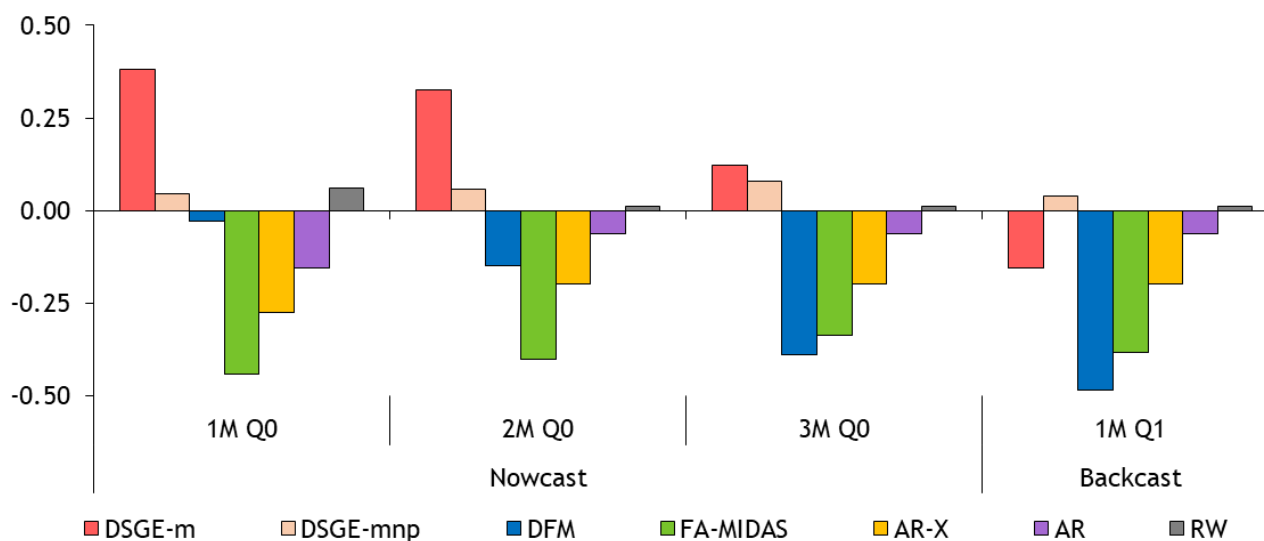
Рис. D1. Относительная среднеквадратичная ошибка прогноза (RMSFE) в DSGE-м, моделях-конкурентах и моделях-бенчмарках



Примечания. Q0 – текущий квартал; Q1 – следующий квартал; 1М – первый месяц квартала; 2М – второй месяц квартала; 3М – третий месяц квартала. Относительная RMSFE – по отношению к RMSFE в модели случайного блуждания.

Источник: расчеты автора.

Рис. D2. Средняя ошибка прогноза (MFE) в DSGE-м, моделей-конкурентах и моделях-бенчмарках



Примечания. Q0 – текущий квартал; Q1 – следующий квартал; 1М – первый месяц квартала; 2М – второй месяц квартала; 3М – третий месяц квартала.

Источник: расчеты автора.

Табл. D1. Результаты попарного теста Diebold and Mariano (1995) для оценивания статистических различий в точности прогнозирования между DSGE-м, моделями-конкурентами и моделями-бенчмарками

		DSGE-m	DSGE-mnp	DFM	FA-MIDAS	AR-X	AR	RW
1M Q0	DSGE-m							
	DSGE-mnp							
	DFM		—*					
	FA-MIDAS		—*					
	AR-X				+++			
	AR				+++			
	RW	+		+++	+++	+++	+++	
2M Q0	DSGE-m							
	DSGE-mnp	+						
	DFM		—**					
	FA-MIDAS		—**					
	AR-X			+++	+++			
	AR	+++		+	+			
	RW	+++	+	+	+	+	+++	
3M Q0	DSGE-m							
	DSGE-mnp	+++						
	DFM		—**					
	FA-MIDAS		—**	—**				
	AR-X	+++		+++	+++			
	AR	+++		+	+			
	RW	+++		+	+	+	+	
1M Q1	DSGE-m							
	DSGE-mnp	+						
	DFM	+						
	FA-MIDAS	+						
	AR-X	+++		+++	+++			
	AR	+		+	+			
	RW	+++	+	+	+	+	+	

Примечания. Q0 – текущий квартал; Q1 – следующий квартал; 1M – первый месяц квартала; 2M – второй месяц квартала; 3M – третий месяц квартала.

«+» означает, что модель по столбцу имеет значимо меньшую среднеквадратичную ошибку прогнозирования, чем модель по строке.

«—» означает, что модель по столбцу имеет значимо большую среднеквадратичную ошибку прогнозирования, чем модель по строке.

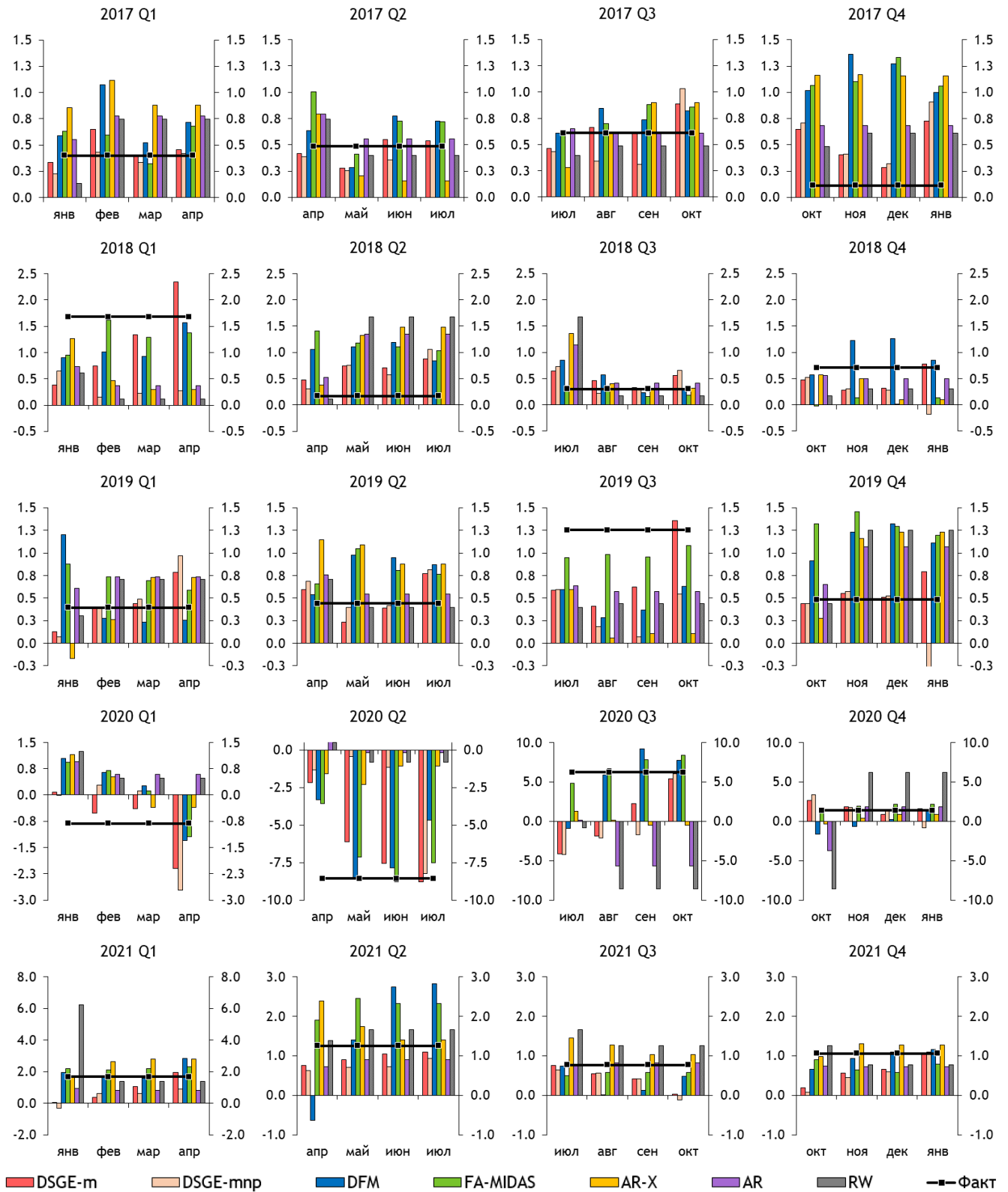
Пустая ячейка (« ») означает, что согласно тесту нет свидетельств значимой разницы в точности прогнозирования между моделями.

** – 5%-й уровень значимости.

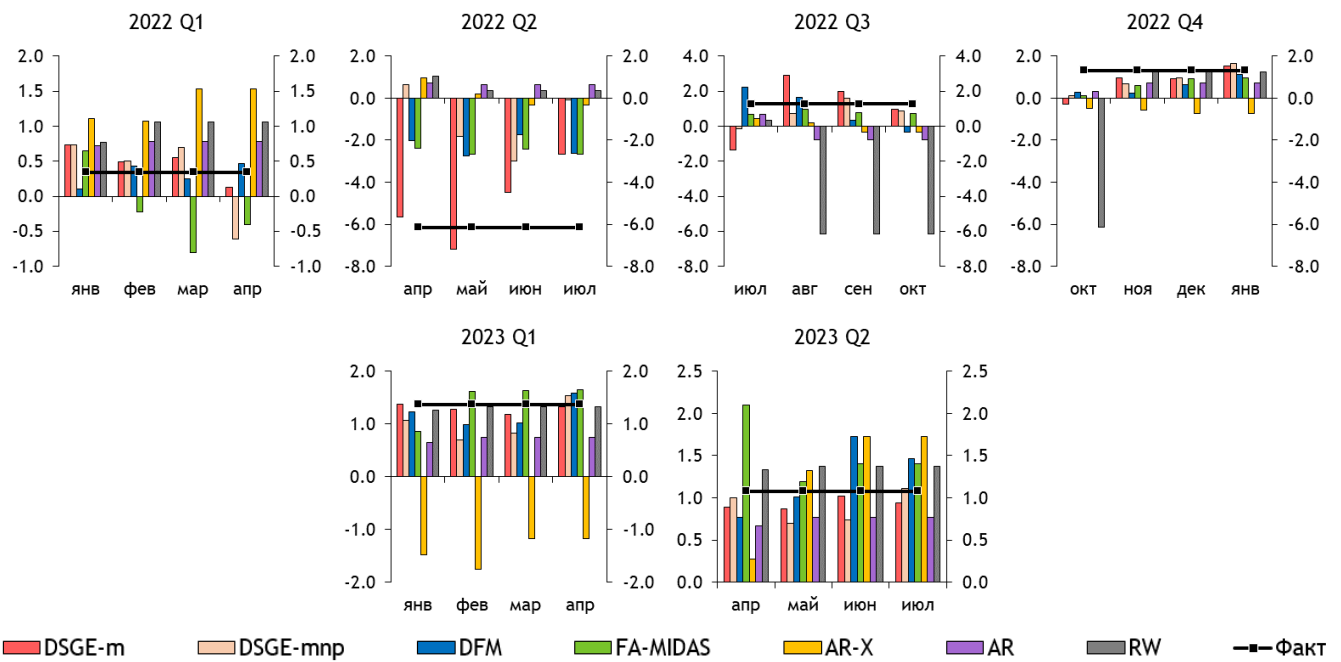
* – 10%-й уровень значимости.

Источник: расчеты автора.

Рис. D3. Наукастинг квартальных темпов роста ВВП России (с устранением сезонности) в различных моделях с I квартала 2017 г. по II квартал 2023 года



Продолжение рис. D3



Источник: расчеты автора.

Табл. D2. Относительная среднеквадратичная ошибка прогноза (RMSFE) для динамических факторных моделей (DFM) с различным числом общих факторов (r) и лагов (p)

Спецификация	Nowcast			Backcast
	1M Q0	2M Q0	3M Q0	1M Q1
r=1, p=1	0.77	0.48	0.31	0.34
r=1, p=2	0.65	0.28	0.29	0.33
r=1, p=3	0.63	0.28	0.29	0.34
r=1, p=4	0.59	0.31	0.33	0.34
r=1, p=5	0.61	0.28	0.29	0.34
r=1, p=6	0.61	0.27	0.29	0.34
r=2, p=1	0.70	0.60	0.34	0.31
r=2, p=2	0.61	0.27	0.33	0.32
r=2, p=3	0.57	0.27	0.32	0.31
r=2, p=4	0.56	0.34	0.39	0.32
r=2, p=5	0.61	0.28	0.31	0.31
r=2, p=6	0.56	0.25	0.32	0.31
r=3, p=1	1.60	0.60	0.28	0.39
r=3, p=2	1.57	0.27	0.43	0.40
r=3, p=3	1.05	0.28	0.42	0.39
r=3, p=4	0.96	0.42	0.51	0.40
r=3, p=5	1.22	0.38	0.44	0.39
r=3, p=6	1.12	0.36	0.45	0.39
r=4, p=1	2.05	0.52	0.34	0.28
r=4, p=2	1.02	0.33	0.59	0.27
r=4, p=3	0.93	0.29	0.55	0.26
r=4, p=4	1.24	0.51	0.57	0.25
r=4, p=5	0.92	0.35	0.63	0.26
r=4, p=6	0.98	0.36	0.63	0.26
r=5, p=1	2.63	0.45	0.60	0.33
r=5, p=2	0.80	0.43	0.79	0.31
r=5, p=3	0.72	0.39	0.84	0.31
r=5, p=4	1.02	0.55	0.84	0.30
r=5, p=5	0.64	0.40	0.88	0.32
r=5, p=6	0.73	0.40	0.87	0.32
r=6, p=1	2.68	0.50	0.60	0.40
r=6, p=2	0.81	0.41	0.75	0.38
r=6, p=3	1.00	0.37	0.81	0.37
r=6, p=4	1.17	0.50	0.81	0.37
r=6, p=5	0.87	0.37	0.86	0.40
r=6, p=6	1.02	0.38	0.88	0.40

Примечания. Q0 – текущий квартал; Q1 – следующий квартал; 1M – первый месяц квартала; 2M – второй месяц квартала; 3M – третий месяц квартала.

Красным выделена спецификация, используемая для представления основных результатов.

Относительная RMSFE – по отношению к RMSFE в модели случайного блуждания.

Источник: расчеты автора.

Табл. D3. Относительная среднеквадратичная ошибка прогноза (RMSFE) для факторных регрессий со смешанной частотой данных (FA-MIDAS) с различным числом общих факторов (r) и лагов (p)

Спецификация	Nowcast			Backcast
	1M Q0	2M Q0	3M Q0	1M Q1
$r=1, p=1$	0.43	0.28	0.29	0.26
$r=1, p=2$	0.41	0.27	0.29	0.26
$r=1, p=3$	0.41	0.27	0.29	0.26
$r=1, p=4$	0.40	0.26	0.30	0.26
$r=1, p=5$	0.41	0.26	0.29	0.26
$r=1, p=6$	0.41	0.26	0.29	0.26
$r=2, p=1$	0.59	0.28	0.25	0.30
$r=2, p=2$	0.38	0.26	0.26	0.24
$r=2, p=3$	0.37	0.25	0.26	0.24
$r=2, p=4$	0.37	0.24	0.26	0.24
$r=2, p=5$	0.37	0.24	0.25	0.24
$r=2, p=6$	0.38	0.24	0.25	0.24
$r=3, p=1$	0.61	0.31	0.30	0.33
$r=3, p=2$	0.54	0.29	0.28	0.32
$r=3, p=3$	0.54	0.28	0.27	0.32
$r=3, p=4$	0.64	0.26	0.27	0.32
$r=3, p=5$	0.68	0.26	0.26	0.33
$r=3, p=6$	0.82	0.26	0.26	0.32
$r=4, p=1$	0.62	0.31	0.27	0.33
$r=4, p=2$	0.56	0.27	0.28	0.34
$r=4, p=3$	0.41	0.26	0.27	0.29
$r=4, p=4$	0.64	0.26	0.28	0.35
$r=4, p=5$	0.43	0.27	0.28	0.28
$r=4, p=6$	0.53	0.30	0.27	0.28
$r=5, p=1$	0.61	0.33	0.30	0.34
$r=5, p=2$	0.54	0.29	0.27	0.34
$r=5, p=3$	0.51	0.28	0.27	0.34
$r=5, p=4$	0.65	0.28	0.28	0.34
$r=5, p=5$	0.68	0.28	0.28	0.34
$r=5, p=6$	0.89	0.29	0.27	0.34
$r=6, p=1$	0.61	0.34	0.28	0.33
$r=6, p=2$	0.55	0.31	0.28	0.34
$r=6, p=3$	0.39	0.30	0.28	0.29
$r=6, p=4$	0.42	0.29	0.28	0.29
$r=6, p=5$	0.43	0.29	0.28	0.29
$r=6, p=6$	0.51	0.31	0.27	0.28

Примечания. Q0 – текущий квартал; Q1 – следующий квартал; 1M – первый месяц квартала; 2M – второй месяц квартала; 3M – третий месяц квартала.

Красным выделена спецификация, используемая для представления основных результатов.

Относительная RMSFE – по отношению к RMSFE в модели случайного блуждания.

Источник: расчеты автора.

Табл. D4. Средняя ошибка прогноза (MFE) для динамических факторных моделей (DFM) с различным числом общих факторов (r) и лагов (p)

Спецификация	Nowcast			Backcast
	1M Q0	2M Q0	3M Q0	1M Q1
$r=1, p=1$	-0.32	-0.31	-0.34	-0.36
$r=1, p=2$	-0.27	-0.25	-0.31	-0.36
$r=1, p=3$	-0.27	-0.25	-0.31	-0.36
$r=1, p=4$	-0.27	-0.24	-0.30	-0.36
$r=1, p=5$	-0.26	-0.24	-0.30	-0.36
$r=1, p=6$	-0.26	-0.24	-0.30	-0.36
$r=2, p=1$	-0.29	-0.14	-0.37	-0.49**
$r=2, p=2$	-0.17	-0.09	-0.36	-0.49**
$r=2, p=3$	-0.09	-0.13	-0.37	-0.48**
$r=2, p=4$	-0.05	-0.14	-0.40	-0.49**
$r=2, p=5$	-0.01	-0.13	-0.39	-0.49**
$r=2, p=6$	-0.03	-0.15	-0.39	-0.48**
$r=3, p=1$	0.42	-0.13	-0.25	-0.11
$r=3, p=2$	0.65	-0.08	-0.16	-0.11
$r=3, p=3$	0.39	-0.15	-0.18	-0.10
$r=3, p=4$	0.30	-0.18	-0.22	-0.10
$r=3, p=5$	0.68	0.00	-0.14	-0.08
$r=3, p=6$	0.62	-0.05	-0.17	-0.08
$r=4, p=1$	0.89	-0.03	-0.08	-0.16
$r=4, p=2$	0.24	-0.25	-0.14	-0.19
$r=4, p=3$	0.30	-0.20	-0.10	-0.18
$r=4, p=4$	0.72	0.01	-0.04	-0.19
$r=4, p=5$	0.35	-0.15	0.00	-0.19
$r=4, p=6$	0.53	-0.09	0.02	-0.18
$r=5, p=1$	1.51	0.10	0.28	-0.04
$r=5, p=2$	0.13	-0.34	0.04	-0.08
$r=5, p=3$	0.22	-0.25	0.12	-0.07
$r=5, p=4$	0.70	-0.04	0.23	-0.08
$r=5, p=5$	0.18	-0.23	0.21	-0.07
$r=5, p=6$	0.45	-0.11	0.25	-0.06
$r=6, p=1$	1.52	0.03	0.18	-0.12
$r=6, p=2$	0.13	-0.35	-0.08	-0.14
$r=6, p=3$	0.44	-0.26	0.03	-0.14
$r=6, p=4$	0.91	-0.04	0.13	-0.14
$r=6, p=5$	0.42	-0.27	0.09	-0.12
$r=6, p=6$	0.71	-0.20	0.14	-0.13

Примечания. Q0 – текущий квартал; Q1 – следующий квартал; 1М – первый месяц квартала; 2М – второй месяц квартала; 3М – третий месяц квартала.

Красным выделена спецификация, используемая для представления основных результатов отличие от нуля средней ошибки прогноза (двусторонний t-test на равенство среднего нулю). «*» («**») – значимое на 10%-м (5%-м) уровне отличие MFE от нуля в двустороннем t-тесте на равенство нулю средней ошибки прогноза.

Источник: расчеты автора.

Табл. D5. Средняя ошибка прогноза (MFE) для факторных регрессий со смешанной частотой данных (FA-MIDAS) с различным числом общих факторов (r) и лагов (p)

Спецификация	Nowcast			Backcast
	1M Q0	2M Q0	3M Q0	1M Q1
r=1, p=1	-0.58*	-0.47**	-0.32	-0.43**
r=1, p=2	-0.56*	-0.44**	-0.31	-0.43**
r=1, p=3	-0.52*	-0.44**	-0.32	-0.44**
r=1, p=4	-0.51*	-0.42**	-0.31	-0.44**
r=1, p=5	-0.52*	-0.41**	-0.30	-0.44**
r=1, p=6	-0.51*	-0.41**	-0.31	-0.44**
r=2, p=1	-0.23	-0.50**	-0.35*	-0.49**
r=2, p=2	-0.52*	-0.47**	-0.33	-0.38**
r=2, p=3	-0.50*	-0.44**	-0.32	-0.38**
r=2, p=4	-0.46*	-0.42**	-0.33*	-0.38**
r=2, p=5	-0.47*	-0.40**	-0.33*	-0.38**
r=2, p=6	-0.44	-0.40**	-0.34*	-0.38**
r=3, p=1	-0.23	-0.51**	-0.43*	-0.47*
r=3, p=2	-0.24	-0.48**	-0.28	-0.47*
r=3, p=3	-0.21	-0.46**	-0.30	-0.47*
r=3, p=4	-0.10	-0.41**	-0.33	-0.47*
r=3, p=5	-0.07	-0.39*	-0.33	-0.47*
r=3, p=6	0.00	-0.35*	-0.30	-0.46*
r=4, p=1	-0.31	-0.53**	-0.39*	-0.52**
r=4, p=2	-0.33	-0.47**	-0.36*	-0.53**
r=4, p=3	-0.62*	-0.43**	-0.40*	-0.45**
r=4, p=4	-0.21	-0.39*	-0.43**	-0.55**
r=4, p=5	-0.47	-0.34*	-0.42**	-0.45**
r=4, p=6	-0.39	-0.27	-0.38*	-0.43**
r=5, p=1	-0.29	-0.54**	-0.47**	-0.51**
r=5, p=2	-0.33	-0.47**	-0.34	-0.51**
r=5, p=3	-0.34	-0.44**	-0.38*	-0.53**
r=5, p=4	-0.18	-0.43**	-0.41*	-0.52**
r=5, p=5	-0.13	-0.40*	-0.41*	-0.52**
r=5, p=6	0.03	-0.35	-0.38*	-0.52**
r=6, p=1	-0.27	-0.54**	-0.40*	-0.49*
r=6, p=2	-0.27	-0.49**	-0.34	-0.49*
r=6, p=3	-0.53*	-0.46**	-0.37*	-0.43*
r=6, p=4	-0.44	-0.42*	-0.41*	-0.43**
r=6, p=5	-0.40	-0.39*	-0.40*	-0.43*
r=6, p=6	-0.29	-0.35	-0.37*	-0.42*

Примечания. Q0 – текущий квартал; Q1 – следующий квартал; 1M – первый месяц квартала; 2M – второй месяц квартала; 3M – третий месяц квартала.

Красным выделена спецификация, используемая для представления основных результатов.

«*» («**») – значимое на 10%-м (5%-м) уровне отличие MFE от нуля в двустороннем t-тесте на равенство нулю средней ошибки прогноза.

Источник: расчеты автора.

Табл. D6. Относительная среднеквадратичная ошибка прогноза (RMSFE) для моделей-бенчмарков с различным числом лагов (p)

Спецификация	AR-X				AR			
	Nowcast			Backcast	Nowcast			Backcast
	1M Q0	2M Q0	3M Q0	1M Q1	1M Q0	2M Q0	3M Q0	1M Q1
p=1	0.64	0.59	0.62	0.62	0.74	0.81	0.81	0.81
p=2	0.65	0.60	0.63	0.63	0.73	0.87	0.87	0.87
p=3	0.67	0.62	0.64	0.64	0.72	0.89	0.89	0.89
p=4	0.68	0.63	0.64	0.64	0.73	0.91	0.91	0.91
p=5	0.69	0.63	0.64	0.64	0.73	0.92	0.92	0.92
p=6	0.69	0.63	0.64	0.64	0.73	0.93	0.93	0.93

Примечания. Q0 – текущий квартал; Q1 – следующий квартал; 1M – первый месяц квартала; 2M – второй месяц квартала; 3M – третий месяц квартала. Красным выделена спецификация, используемая для представления основных результатов. Относительная RMSFE – по отношению к RMSFE в модели случайного блуждания.

Источник: расчеты автора.

Табл. D7. Средняя ошибка прогноза (MFE) для моделей-бенчмарков с различным числом лагов (p)

Спецификация	AR-X				AR			
	Nowcast			Backcast	Nowcast			Backcast
	1M Q0	2M Q0	3M Q0	1M Q1	1M Q0	2M Q0	3M Q0	1M Q1
p=1	-0.27	-0.20	-0.20	-0.20	-0.15	-0.06	-0.06	-0.06
p=2	-0.30	-0.19	-0.18	-0.18	-0.22	-0.03	-0.03	-0.03
p=3	-0.26	-0.16	-0.15	-0.15	-0.18	0.01	0.01	0.01
p=4	-0.24	-0.14	-0.14	-0.14	-0.20	0.05	0.05	0.05
p=5	-0.23	-0.15	-0.15	-0.15	-0.19	0.07	0.07	0.07
p=6	-0.25	-0.16	-0.16	-0.16	-0.21	0.08	0.08	0.08

Примечания. Q0 – текущий квартал; Q1 – следующий квартал; 1M – первый месяц квартала; 2M – второй месяц квартала; 3M – третий месяц квартала. Красным выделена спецификация, используемая для представления основных результатов.

«*» («**») – значимое на 10%-м (5%-м) уровне отличие MFE от нуля в двустороннем t-тесте на равенство нулю средней ошибки прогноза.

Источник: расчеты автора.