



Банк России



ФЕВРАЛЬ 2021

КРАТКОСРОЧНАЯ ОЦЕНКА ВВП РОССИИ МЕТОДОМ КОМБИНИРОВАНИЯ ПРОГНОЗОВ

Серия докладов об экономических исследованиях

М. Жемков

Михаил Жемков

Банк России, Департамент денежно-кредитной политики

E-mail: zhemkovmi@mail.cbr.ru

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

Автор выражает благодарность сотрудникам Департамента денежно-кредитной политики и Департамента исследований и прогнозирования, а также другим коллегам за ценные советы и помощь при написании данной работы.

Материал подготовлен Департаментом денежно-кредитной политики Банка России.

Все права защищены. Содержание доклада отражает личную позицию автора и может не совпадать с официальной позицией Банка России. Банк России не несет ответственности за содержание доклада. Любое воспроизведение представленных материалов допускается только с разрешения автора.

Фото на обложке: Shutterstock/FOTODOM

Адрес: 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, 2021

АННОТАЦИЯ

В исследовании представлен метод комбинирования прогнозов для краткосрочной оценки темпов экономического роста в России. Наш подход значительно развивает существующую академическую литературу и объединяет в себе наиболее современные практики наукаста. Общее количество используемых моделей составляет порядка 500. Ключевой особенностью нашего подхода является моделирование темпов роста всех компонент ВВП по использованию как с учетом сценарных переменных, так и с массивом высокочастотных показателей. Предложенный нами метод имеет наилучшую точность прогнозов по сравнению с наиболее распространенными моделями краткосрочной оценки ВВП на период с января 2003 г. по март 2020 года. Результаты исследования могут быть полезны при разработке денежно-кредитной и информационной политики в России.

Ключевые слова: комбинирование прогнозов, наукаст, Банк России, таргетирование инфляции, ВВП, DFM

JEL: E27, E52, E58

1. ВВЕДЕНИЕ

С 2015 г. Банк России перешел к режиму таргетирования инфляции, в рамках которого решения по денежно-кредитной политике принимаются исходя из среднесрочного прогноза основных макроэкономических показателей. При этом результаты среднесрочного прогнозирования в значительной степени зависят от начальной точки, т.е. от оценок текущей макроэкономической ситуации. Это связано с тем, что используемые структурные и полуструктурные модели не всегда способны качественно уловить текущие тенденции на коротком горизонте прогнозирования. Поэтому выбор подхода к моделированию и прогнозированию ВВП на краткосрочном горизонте является наиболее актуальной задачей для многих центральных банков, в том числе и для Банка России.

Из-за лагов выхода статистики по отдельным макроэкономическим показателям и их относительно низкой частотности экономистам приходится оценивать не только текущее и будущее состояние экономической активности, но и динамику прошедших кварталов. В академической литературе такой процесс прогнозирования называется наукастом. Одна из главных проблем наукаста – выбор наиболее подходящей модели. На сегодняшний день макроэкономисты имеют в своем арсенале огромное разнообразие методик прогнозирования ключевых индикаторов. Эти модели могут различаться спецификациями, предпосылками, используемыми данными. При этом их проблематично ранжировать по качеству прогнозов, так как их применение на практике дает порой значительно различающиеся результаты. Из-за необходимости выбора макроэкономистами «единственно правильной» модели фокус исследований в последние годы постепенно сместился на комбинирование различных прогнозов.

Сам по себе метод комбинирования относительно прост и заключается в усреднении прогнозов различных моделей на основе их точности в предыдущие периоды. Большой вес в агрегированном прогнозе имеют наиболее точные модели. Одним из очевидных преимуществ этого подхода является использование большого объема данных без потери качества прогноза из-за возможных проблем с «проклятием размерности» и перепараметризацией: метод предполагает комбинирование различных показателей вместо включения их всех одновременно в модель. Благодаря этому исследователи могут использовать весь доступный пул данных для прогнозирования. Второе преимущество заключается в высокой адаптивности этого метода. Он предполагает, что структура модели не является фиксированной и переоценивается исходя из поступающих данных. Это позволяет оперативно регулировать прогнозы моделей, увеличивая или снижая веса в агрегированном прогнозе, взаимосвязи внутри которых изменились из-за происходящих в экономике структурных

шоков. Наконец, последним, но не менее важным преимуществом комбинирования прогнозов является возможность диверсифицировать случайные ошибки используемых моделей, что особенно актуально при значительных структурных изменениях в экономике.

В данном исследовании мы анализируем точность метода комбинирования прогнозов для оценки темпов экономического роста в России. Предложенный нами подход включает в себя наиболее современные методы краткосрочного прогнозирования, а построение прогноза реализуется в несколько этапов. На первом этапе происходит сбор и первичная обработка большого массива показателей. Особенностью нашего исследования является использование в моделях как основных сценарных показателей Банка России (нефть, курс и т.д.), так и огромного массива оперативной месячной статистики, публикуемой раньше официальной статистики по ВВП и позволяющей получать «ранние» оценки экономической ситуации. На втором этапе строится динамическая факторная модель, которая выделяет общие ненаблюдаемые факторы из массива собранных показателей, разделенных на 3 группы: показатели реального сектора, финансового сектора и ожиданий. На последнем этапе полученные факторы и сценарные показатели используются в различных комбинациях моделей, прогнозы которых агрегируются с учетом весов. Вес каждой вариации модели рассчитывается исходя из точности ее прогноза в прошлом. Суммарный объем моделей для комбинирования составляет порядка 500. Используя вневыборочные прогнозы в псевдореальном времени за период с 2011 по 2020 г., мы показываем преимущество прогнозов нашего подхода по сравнению со стандартным набором моделей-бенчмарков на горизонте до четырех кварталов. При этом на горизонте прогнозирования до одного квартала различия в качестве прогнозов не столь значительны.

2. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Одним из наиболее популярных способов краткосрочного прогнозирования темпов экономического роста, имплементированным во многих центральных банках, является использование уравнений связи. Основная идея этих уравнений заключается в «связывании» целевого показателя с одним или несколькими ключевыми переменными, выходящими без существенных лагов, при этом частотности показателей конвертируются в общую. Большинство исследований показывает, что очень часто этот класс моделей дает наиболее точные прогнозы по сравнению с простыми моделями. Например, Baffigi, Golinelli, Parigi (2004) пытаются определить наиболее подходящие модели для прогнозирования темпов роста ВВП в еврозоне за период с 1980 по 2002 г. и приходят к выводу, что уравнения связи показывают наилучшие результаты по сравнению с альтернативными

моделями-бенчмарками. Также авторы доказывают, что использование дезагрегированных данных повышает точность прогнозов. На самом деле вопрос выбора между агрегированным и дезагрегированным прогнозами все еще остается открытым. В частности, некоторые авторы говорят об улучшении прогнозов при дезагрегации (Fair, Shiller, 1990), другие утверждают, что дезагрегация не обязательно ведет к улучшению качества прогнозов (Hubrich, 2005). Более подробно обзор этой проблемы можно посмотреть, например, в работе Hendry, Hubrich (2011).

В отдельных работах использование уравнений связи для прогнозирования ВВП применяется со стороны показателей как спроса, так и предложения. Например, в относительно новом исследовании Pinkwart (2018) оцениваются компоненты ВВП со стороны производства и потребления с помощью системы уравнений связи. Согласно результатам исследования, оба подхода приводят к удовлетворительным результатам прогноза на краткосрочном горизонте, а комбинирование прогнозов со стороны предложения и спроса значительно увеличивает точность прогноза ВВП.

В то же время использование уравнений связи связано с определенными трудностями. Во-первых, для оценки темпов экономического роста из таких уравнений необходимо иметь прогнозы всех экзогенных высокочастотных показателей. Эти прогнозы могут исходить как из простых моделей (авторегрессионных, наивных), так и более сложных – но в любом случае это может увеличивать ошибку прогноза из-за неточного прогноза экзогенных показателей. Во-вторых, на практике достаточно трудно обосновать выбор нескольких наиболее важных для прогноза показателей, из-за чего в исследованиях связывание чаще всего происходит с выделяемыми из массива показателей общими факторами (bridging with factors). Использование таких факторных моделей в настоящий момент является стандартной практикой в большинстве центральных банков и международных организаций. Наиболее известной и одной из первых работ является исследование Bernanke, Boivin, Elias (2005), в котором для анализа эффектов денежно-кредитной политики была предложена факторная модель векторной авторегрессии (FAVAR). Авторы доказывают, что предложенная ими методика позволяет более качественно анализировать влияние денежно-кредитной политики на большой массив экономических показателей. Авторы большинства дальнейших работ приходят к выводу, что включение факторов в модели может значительно повысить качество прогнозирования макроэкономических показателей. Так, в работе Giannone, Reichlin, Small (2008) предлагается модель прогноза ВВП с использованием факторов из большого массива высокочастотных показателей (порядка 200 макроэкономических индикаторов по экономике США за период с 1982 по 2005 г.). Авторы демонстрируют, что динамическая факторная модель превосходит в точности

прогнозов альтернативные модели-бенчмарки и включение месячных показателей критически важно для повышения качества прогнозного процесса. Также авторы выделяют ключевые макроэкономические индикаторы, вносящие наибольший вклад в повышение точности прогноза: к ним в основном относятся опросные индикаторы и показатели рынка труда. Данные выводы подтверждают результаты более ранней работы Schumacher, Breitung (2006) о включении месячных опросных индикаторов и значительном улучшении точности прогнозов факторных моделей. В исследовании Marcellino, Schumacher (2010) продолжается обсуждение различных способов оценки и использования в прогнозе ненаблюдаемых факторов из массива высокочастотных показателей. Используя данные по темпам роста Германии за период с 1992 по 2006 г. и факторные модели со смешанной частотностью, авторы приходят к выводам, что способ оценки полиномиальной функции не влияет на изменения качества прогнозов, а авторегрессионная компонента играет большую роль в прогнозах.

Использование факторных моделей на практике может вызывать определенные трудности. Во-первых, вопрос определения «оптимального» количества выделяемых факторов для использования в моделях остается достаточно дискуссионным, этой проблематике посвящено несколько отдельных статей (например, Voivin, Ng, 2006). Во-вторых, проблемы при использовании факторных моделей могут быть связаны с проблемой «рваного края» (ragged edge, RE). Данная проблема заключается в различных лагах публикации статистики по реальному сектору и впервые была рассмотрена в работе Wallis (1986). Например, первой доступной статистической информацией о прошедшем периоде являются различные опросные индикаторы и финансовые показатели, а появление показателей реального сектора происходит спустя более двух недель. В этих случаях панель используемых данных является несбалансированной, из-за чего извлечение факторов обычными методами может отсекалть последние известные данные, столь необходимые для качественного прогноза. В академической литературе предлагаются различные способы решения этой проблемы, наиболее популярным и удобным является двухшаговый метод оценки факторов. Например, такая схема оценки факторов реализована и описана в работах Giannone, Reichlin, Small (2008), Doz et al. (2011).

Еще одним ограничением, накладываемым при использовании уравнений связи, является необходимость включения в модели показателей с совпадающей частотностью. Однако на практике такое ограничение не всегда выполняется. В частности, показатели ВВП имеют меньшую частотность (обычно квартальную), чем используемые для «связывания» показатели реального сектора (обычно месячную). Из-за чего при включении высокочастотных показателей в модели их необходимо агрегировать в квартальные/годовые

частотности, тем самым допуская возможную потерю необходимой для аналитика информации. Чтобы избежать этого агрегирования показателей, используется особый класс моделей со смешанной частотностью (mixed frequency (MF) или mixed data sampling (MIDAS)). В последнее время данный класс моделей все чаще применяется в академической литературе для прогнозирования темпов роста ВВП, например, в работах Clements, Galvao (2008), Marcellino, Schumacher (2008), Kuzin, Marcellino, Schumacher (2011). В частности, в статье Clements, Galvao (2008) поднимается вопрос: может ли методика использования данных со смешанной частотностью помочь улучшить качество прогнозов экономического роста. Для этого было оценено качество вневыборочных прогнозов в псевдореальном времени на данных США с 1959 по 2005 г. и показано, что методология MIDAS значительно улучшает качество прогнозов. В более поздней работе Kuzin, Marcellino, Schumacher (2011) продолжается развитие методологии оценки ВВП с помощью данных со смешанной частотностью, в частности сравнивается прогностическая сила моделей MIDAS и MF-VAR. Авторы указывают на отсутствие значительных различий в результатах прогнозов MF-VAR и MIDAS: первый класс моделей незначительно лучше на длинных горизонтах прогнозирования, а второй – на коротких.

Использование уравнений связи и факторных моделей с различными вариациями показателей может вызывать у исследователя закономерный вопрос: какая модель наилучшим образом подходит для краткосрочного прогнозирования в выбранный период и в определенной стране. Ведь модели могут отличаться спецификациями, предпосылками, используемой информацией. В то же время большинство из них достаточно проблематично ранжировать по качеству прогнозов, а их применение на практике дает порой значительно различающиеся результаты для разных стран и выборок. Из-за проблемы выбора оптимальной модели в последние годы фокус академических исследований сместился в сторону комбинирования различных моделей и прогнозов. Среди этих исследований одной из основных можно считать работу Timmermann (2006). В ней автор проводит теоретический анализ преимуществ комбинирования прогнозов, таких как объединение большого массива данных без ухудшения качества моделей, гибкости к структурным изменениям, большей устойчивости к проблемам неправильной спецификации и ошибкам прогнозов. В то же время Timmermann отмечает и определенные проблемы комбинирования прогнозов, связанные с дополнительной неопределенностью из-за способов расчета весов моделей. Также если исследователю известна «идеальная» модель, то прогнозы из комбинирования по определению будут хуже. Работа Timmermann (2006) вносит свой вклад и в развитие этой методологии – в частности, предлагается включать изменяющиеся во времени веса и исключать из комбинирования наихудшие модели.

В настоящее время комбинирование прогнозов является достаточно развитым направлением в академической литературе и активно применяется для большинства макроэкономических показателей. Например, в работе Kuzin, Marcellino, Schumacher (2011) в качестве одного из выводов показывается, что комбинирование прогнозов моделей MIDAS и MF-VAR повышает точность прогнозов ВВП. Улучшение качества прогнозов при их комбинировании подтверждается и в работе Pinkwart (2018), но уже при объединении прогнозов ВВП со стороны спроса и предложения. Другим примером является комбинирование прогнозов инфляции (например, работа Коор, Korobilis, 2012) и применение этой методики для России (Стырин, 2019; Андреев, 2016).

Прогнозирование темпов экономического роста является популярной исследовательской темой и в России. На данный момент существует несколько работ, предлагающих использование факторных моделей для оценки темпов роста ВВП России. Например, в работе Поршакова, Пономаренко, Синякова (2016) приводятся результаты применения на российских статистических данных динамических факторных моделей для прогнозирования темпов роста ВВП. Для этого авторы используют порядка 116 различных показателей, которые разбивают на 3 группы: опережающие показатели, показатели реального сектора и финансовые показатели. Используя метод главных компонент и фильтр Калмана, авторы извлекают из этих групп общие ненаблюдаемые факторы и прогнозируют темпы роста ВВП. При этом на последнем этапе высокочастотные ненаблюдаемые факторы конвертируются в низкочастотные для подстановки в уравнение связи. Построенная модель демонстрирует достаточно точные прогнозы по сравнению с альтернативными подходами к оценке ВВП. Развитие этого направления было представлено в статье Ачкасова (2016). В работе факторы оцениваются отдельно для каждой группы показателей: ожиданий агентов, финансовых переменных и показателей реального и внешнего секторов. Модель позволяет получить оценки темпов роста ВВП за прошедший и текущий кварталы, а также декомпозировать квартальные темпы прироста ВВП на факторы.

Представлены в отечественной академической среде и использование моделей со смешанной частотностью. Так, в работе Микоша, Соланко (2019) приведен пример использования данных со смешанной частотностью для оценки и прогнозирования темпов экономического роста. Основная цель работы заключалась в выборе показателей и моделей, наиболее ценных при краткосрочном прогнозировании ВВП. Они приходят к выводу, что индексы выпуска товаров, опережающие индикаторы и отдельные финансовые и банковские показатели улучшают качество прогнозов. Если сравнивать точность прогнозов среди классов моделей, то методология MIDAS превосходит обычные уравнения связи.

Несмотря на достаточно широкое представление в академической среде методов краткосрочной оценки и прогнозирования ВВП, метод комбинирования прогнозов с использованием факторных моделей со смешанной частотностью и с учетом проблемы RE в отечественной литературе нам найти не удалось, что делает исследование в данной работе особенно актуальным. При этом существуют работы по применению такого подхода в целях прогнозирования инфляции. Так, в работе Стырина (2019) оценивается точность прогнозов инфляции с помощью динамического усреднения моделей (DMA). Этот метод был впервые предложен Raftery et al. (2010), а уже в работе Кооп, Korobilis (2012) использован для прогнозирования инфляции в США. DMA предполагает, что структура модели и оцениваемые параметры не фиксированы во времени, а прогноз составляется из комбинации прогнозов нескольких моделей, взвешенных с учетом их исторической точности. Несмотря на некоторые очевидные преимущества такого метода, в исследовании Стырина (2019) на данных по России с января 2002 г. по сентябрь 2017 г. не подтверждается систематическое превосходство динамического усреднения моделей по сравнению с набором моделей-бенчмарков. С другой стороны, в работе Андреева (2016) тоже описывается подход к комбинированию прогнозов инфляции в Банке России. Согласно этому подходу, метод комбинирования прогнозов дает наилучший результат с точки зрения точности прогноза по сравнению с остальными моделями-бенчмарками. Можно предположить, что результаты комбинирования прогнозов могут различаться в зависимости от используемых показателей и выборки, что оставляет простор для дальнейших исследований.

3. МЕТОДОЛОГИЯ

В нашем исследовании мы объединяем самые современные практики краткосрочного прогнозирования темпов роста ВВП, описанные на данный момент в академической литературе. В общем виде схема прогнозирования ВВП в нашем исследовании представлена на рис. 1. Прогноз темпов экономического роста агрегирует в себе прогноз каждой компоненты ВВП по использованию. Так как эти компоненты достаточно разнородны и их динамика может описываться различными процессами, то модель только для агрегированного ВВП может иметь неправильную спецификацию. С другой стороны, суммирование ВВП по компонентам использования не всегда будет совпадать с фактическими данными по агрегированному темпу роста. Это связано как с технической особенностью сглаживания рядов компонент ВВП по использованию (каждый ряд сглаживается отдельно, из-за чего различия в сезонных факторах между рядами могут приводить к отклонениям от агрегированного темпа роста), так и с наличием статистического расхождения из-за

расчета агрегированного ВВП методом по производству. Стоит особо отметить, что в своих моделях мы прогнозируем компоненты ВВП только со стороны спроса. В основном это связано с доступностью более длинного временного ряда (компоненты ВВП по производству имеют меньшую выборку, что связано со сменой системы ОКВЭД и несопоставимостью отдельных рядов). Однако в будущем, с учетом постепенного роста размера выборки, для проверки робастности наших прогнозов видится необходимым включение в прогноз компоненты ВВП и со стороны предложения.

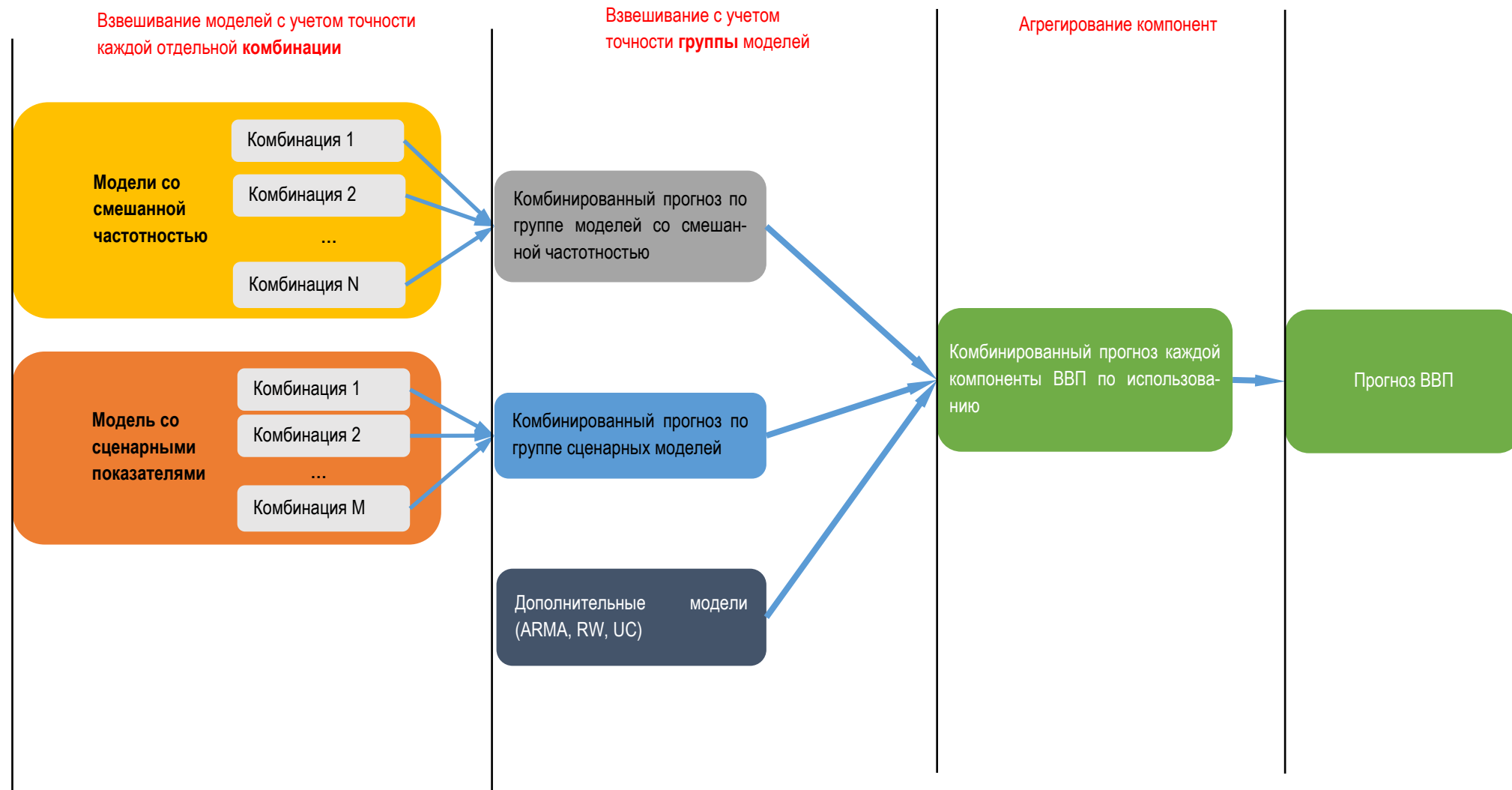
Прогноз темпа роста каждой компоненты ВВП по использованию (конечное потребление домашних хозяйств и органов государственного управления, валовое накопление основного капитала (ВНОК), изменение запасов материальных оборотных средств (МОС), экспорт) основывается на комбинировании прогнозов трех основных групп:

- 1) модели со сценарными показателями;
- 2) модели со смешанной частотностью;
- 3) дополнительные модели.

Техника комбинирования прогнозов не применяется для показателей валового накопления и импорта. Валовое накопление агрегируется на основе прогнозов компонент ВНОК и изменения МОС, а импорт – на основе конечного потребления домашних хозяйств и валового накопления.

Показатели из первой группы используются для построения сценарного прогноза в целях принятия Банком России решения по денежно-кредитной политике, их включение в

Рисунок 1. Общая схема комбинирования прогнозов ВВП



Источник: расчеты авторов.

нашу модель согласует прогноз ВВП с прогнозами других основных макроэкономических показателей в Банке России (инфляции, платежного баланса, денежно-кредитных условий и т.д.). В качестве основных сценарных показателей для прогноза ВВП используются цены на нефть, реальный эффективный валютный курс, рост мировой экономики, краткосрочные и долгосрочные ставки по кредитам. Динамика этих показателей задается экзогенно, а их выбор обусловлен результатами предварительных исследований о значимости переменных при моделировании компонент ВВП по использованию. В уравнении (1) в общем виде представлена схема комбинирования прогнозов с использованием сценарных показателей:

$$y_t^f = \beta_0 + \sum_{i=1}^M \beta_i X_{it} + \varepsilon_t, \quad (1)$$

где y_t^f – прогноз темпа роста компоненты ВВП из каждой отдельной комбинации; X_{it} – сценарный показатель.

Следует отметить, что используемые нами сценарные показатели не всегда хорошо могут учитывать текущую ситуацию и временные шоки, из-за чего прогноз ВВП может быть недостаточно точен для предыдущего и текущего кварталов. Решением этой проблемы может служить использование оперативных индикаторов экономической активности в уравнениях связи. Но при использовании таких моделей возникает вполне закономерный вопрос: какие высокочастотные показатели необходимо включать в модель, а какие нет? В академической литературе представлено два ответа на этот вопрос:

1. Выбрать несколько наиболее важных для прогноза ВВП индикаторов. При этом выбор должен быть максимально обоснован, а исследователь уверен, что не теряет дополнительную информацию из не включаемых в модель показателей.
2. Разделить все доступные индикаторы на группы и выделить из них общие ненаблюдаемые факторы.

Идея добавления в модели общих факторов была отчасти мотивирована теорией, что макроэкономические шоки должны быть повсеместными и влиять на большинство экономических показателей, из-за чего широкий круг макроэкономических индикаторов зависит от общих ненаблюдаемых факторов и они содержат основную информацию о совместных изменениях массива показателей. Данный тип моделей стал очень популярен в кругу макроэконометристов, так как позволяет моделировать широкий круг индикаторов, не страдая проклятием размерности. При этом в большинстве исследований было показано, что ненаблюдаемые общие факторы позволяют более точно предположить изменения экономической активности в недалеком прошлом и настоящем.

В нашем исследовании мы выбираем второе решение и включаем в комбинирование прогнозов группу моделей с общими ненаблюдаемыми факторами, извлеченными из высокочастотных показателей. Извлечь общие факторы из большого массива данных можно с использованием обычного метода главных компонент. Этот метод достаточно просто реализуется, однако накладывает серьезное ограничение на сбалансированность выборки, что, как отмечалось выше, сложно наблюдать на практике. Использование метода главных компонент может привести к потере части необходимой информации. Чтобы избежать этой проблемы, в данной работе используется достаточно популярный двухшаговый метод оценки Doz et al. (2011). Данный подход состоит в построении динамической факторной модели с использованием формы пространства-состояний и фильтра Калмана для оценки факторов в два этапа. На первом шаге параметры модели оцениваются методом главных компонент, после чего эти оценки используются для переоценки факторов фильтром Калмана, что нивелирует проблемы пропущенных данных по показателям. Использование фильтра Калмана позволяет не только оценивать факторы, но и адаптировать их с учетом постепенно выходящей статистики, из-за чего может активно применяться для несбалансированной выборки.

В общем виде модель, представленная в форме пространства состояний, имеет вид:

$$X_t = \lambda f_t + \varepsilon_t, \quad (2)$$

$$f_t = \psi f_{t-1} + \eta_t, \quad (3)$$

где X_t – матрица наблюдаемых высокочастотных показателей; f_t – матрица ненаблюдаемых общих факторов.

При этом в академических исследованиях явного предпочтения конкретному способу выделения факторов не выявляется. Например, в работе Marcellino, Schumacher (2010) утверждается, что способ извлечения общих ненаблюдаемых факторов не влияет на точность прогнозов ВВП. А Bernanke et al. (2005) приходят к выводу: несмотря на то что оба подхода показывают одинаковые результаты, двухшаговый метод дает более «правдоподобную» динамику факторов. Более подробно дискуссию на эту тему можно посмотреть в работе Voivin, Ng (2006). Несомненными плюсами использования данного метода в нашей работе является не только решение проблемы RE, но и возможность прогнозирования всех ненаблюдаемых факторов на необходимый горизонт прогнозирования в рамках одной модели и в условиях отсутствия качественного прогноза по каждому используемому высокочастотному показателю из массива.

Как уже отмечалось ранее, включение извлеченных факторов в модель может приводить к определенным проблемам. Одной из них являются различия в частотности показателей. Стандартные регрессионные модели устанавливают ограничение на одина-

ковую частотность зависимых и объясняемых переменных, которое достаточно редко выполняется в экономике. Традиционно для решения этой проблемы существует два абсолютно противоположных подхода: агрегирование высокочастотных показателей в низкочастотные (оценки с единым коэффициентом, *aggregation approach*) и использование отдельных коэффициентов для каждого высокочастотного показателя (*individual coefficients approach*). Подход с индивидуальными коэффициентами предлагает высокую гибкость, однако требует оценки огромного числа параметров. Метод агрегирования оценивает гораздо меньше параметров, но при этом исследователь может терять дополнительную информацию из высокочастотных показателей при их агрегировании. Золотой серединой этих подходов является методология MIDAS: с одной стороны, высокочастотные показатели оцениваются с разными весами в модели, с другой стороны, оценивается умеренное количество неизвестных параметров (Ghysels, Santa-Clara and Valkanov, 2002; Ghysels, Santa-Clara and Valkanov, 2006; Andreou, Ghysels and Kourtellis, 2010).

Данный метод имеет следующий вид:

$$y_t = X_t' \beta + f \left(X_{\frac{t}{s}}^H, \theta, \lambda \right) + \varepsilon_t, \quad (4)$$

где y_t – зависимая переменная с низкой частотностью в период времени t ; X_t – набор объясняющих показателей с совпадающей с зависимой переменной частотностью; $X_{\frac{t}{s}}^H$ – набор объясняющих высокочастотных показателей (s – количество высокочастотных значений в одном низкочастотном); f – функция, описывающая эффект высокочастотных регрессоров на зависимую переменную (*weighting function*); β, θ, λ – оцениваемые параметры.

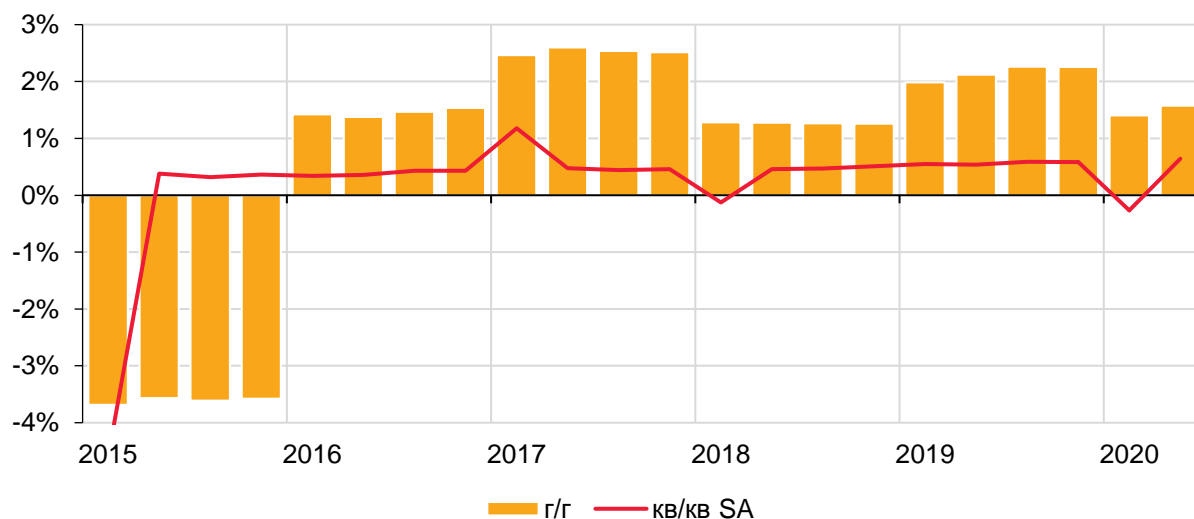
Основной интерес в этом классе моделей вызывает способ оценки функции взвешивания, которая и ограничивает количество оцениваемых параметров. На текущий момент существует несколько подходов к оценке данной функции: *Step weighting*, *Almon (PDL) weighting*, *Exponential Almon weighting*, *Beta weighting*. Как показывают некоторые исследования (Микош, Соланко, 2019; Mikosch, Zhang, 2014), использование неэкспоненциальных полиномов Алмон позволяет увеличить точность прогнозов по сравнению с использованием экспоненциальных или других нелинейных полиномиальных лаговых структур.

Объединяя рассмотренные выше модели DFM и MIDAS с использованием неэкспоненциальных полиномов Алмон, мы получим вариацию подхода FaMIDAS (Marcellino, Schumacher, 2010), которую и будем использовать в нашем исследовании. В качестве высокочастотных показателей будут использоваться ненаблюдаемые общие факторы, выде-

ляемые из трех групп данных: показатели реального сектора, финансовые показатели и опросные индикаторы (подробнее см. подраздел «Данные»). В модель включаются первые два ненаблюдаемых фактора от каждой группы, что является достаточно распространенной практикой в академической литературе. Например, Stock и Watson (2005) обнаружили, что включение первых (и наиболее значимых) главных компонент дает наибольшее улучшение в терминах качества прогноза.

В последнюю, третью группу мы включаем простые модели без экзогенных показателей (модель авторегрессии, случайного блуждания и ненаблюдаемого тренда) в предположении, что иногда такие процессы могут наилучшим образом описывать динамику компонент ВВП по использованию. Предварительный анализ используемых нами данных доказывает, что для отдельных компонент ВВП наивные и авторегрессионные прогнозы могут иметь подавляющий вес, например, для динамики конечного потребления государственного управления (рис. 2). Также отдельные исследования показывают, что очень часто модели для краткосрочного прогнозирования ВВП не в силах перебороть более простые модели, иногда даже наивные прогнозы. Например, в работе Giannone, Reichlin, Small (2008) показывается, что модельные прогнозы ВВП улучшают качество прогноза по сравнению с наивным только на очень коротких горизонтах, чаще всего в рамках текущего квартала.

Рисунок 2. Расходы на конечное потребление органов государственного управления



Источники: Росстат, расчеты автора.

Комбинирование прогнозов с использованием переоцениваемых весов как внутри группы моделей, так и между комбинациями имеет следующий вид:

$$Y_t^f = \sum_{i=1}^V w_i^G \sum_{j=1}^N w_j^M y_{ij,t}^f, \quad (5)$$

где:

Y_t^f – прогноз темпа роста компоненты ВВП по использованию;

w_i^G – вес отдельной группы моделей ($w_i^G = \frac{1/MSFE_i^G}{\sum_{i=1}^V 1/MSFE_i^G}$, $\sum_{i=1}^V w_i^G = 1$);

w_j^M – вес отдельной комбинации внутри группы моделей ($w_j^M = \frac{1/MSFE_j^M}{\sum_{j=1}^N 1/MSFE_j^M}$, $\sum_{j=1}^N w_j^M = 1$);

$y_{ij,t}^f$ – прогноз темпа роста компоненты ВВП из отдельной комбинации каждой из

групп.

Для прогноза ВВП методом комбинирования прогнозов мы используем порядка 500 моделей (рис. 3).

Рисунок 3. Количество моделей, используемых в комбинировании прогнозов ВВП



Источник: расчеты автора.

В академической литературе существует несколько подходов для оценки весов моделей: *relative performance*, *shrinking relative performance*, *highlighting recent performance*, *trimming* и т.д. При этом достаточно сложно подобрать теоретическое обоснование для выбора того или иного способа оценки весов моделей. В нашем исследовании веса рассчитываются по аналогии с работами Kuzin et al. (2011), Микоша и Соланко (2019). Для каждой отдельной компоненты ВВП по использованию, определенной даты и горизонта прогнозирования рассчитывается среднеквадратическая ошибка прогноза за скользящий период (MSFE), которая впоследствии нормируется путем деления на сумму ошибок прогноза всех возможных комбинаций моделей. Такой способ оценки весов позволяет нашей

модели быть максимально адаптивной. Если за какой-то временной период одна из комбинаций моделей показывает наилучшую точностью прогноза, то вес этой модели в агрегированном прогнозе будет максимальным по сравнению с другими. Верно и обратное: если с появлением новых данных одна из комбинаций переставала давать точный прогноз, ее вес в агрегированном прогнозе будет заметно ниже.

Для тестирования качества предложенной методики мы оцениваем точность вневыборочных прогнозов данной модели и нескольких моделей-бенчмарков в псевдореальном времени со скользящим окном оценки и для различных горизонтов прогнозирования. Это позволит нам понять, какой тип моделей точнее всего прогнозирует динамику ВВП на истории, в том числе в зависимости от горизонта прогнозирования. В качестве моделей-бенчмарков мы выбрали наиболее распространенные в академической литературе способы краткосрочной оценки ВВП: динамическую факторную модель (DFM), в которой извлекаемые факторы используются в уравнении связи для темпов роста ВВП, факторную векторную авторегрессию (FAVAR), метод динамического усреднения/переключения моделей (DMA/DMS) и несколько стандартных простых моделей (ARMA, RW). Среди этих моделей наибольших пояснений требует метод динамического усреднения/переключения моделей. Этот подход был впервые предложен Raftery et al. (2010), а уже в работе Кооп, Korobilis (2012) использован для прогнозирования инфляции в США. Он предполагает, что структура модели и оцениваемые параметры не фиксированы во времени, а прогноз строится из комбинации прогнозов нескольких моделей, взвешенных с учетом их исторической точности. Пример использования этого метода на российских данных приведен в работе Стырина (2019).

Процесс динамического усреднения моделей выглядит следующим образом:

$$y_t = z_t^k \theta_t^k + \varepsilon_t^k, \quad (6)$$

$$\theta_{t+1}^k = \theta_t^k + \eta_t^k, \quad (7)$$

где θ_t^k – вектор изменяющихся во времени оцениваемых параметров, а $\varepsilon_t^k \sim N(0, H_t^k)$, $\eta_t^k \sim N(0, Q_t^k)$.

DMA оценивает $\Pr(L_t = k | y^{t-1})$ для каждой $k = 1, \dots, K$ моделей, где $L_t \in \{1, 2, \dots, K\}$ и $y^t \in (y_1, \dots, y_t)'$, после чего комбинирует прогнозы на основе оцененных вероятностей. DMS аналогичен DMA, только вместо комбинирования прогнозов выбирается единственная модель с наибольшей вероятностью. Более подробно о методике расчета можно прочитать в работе Кооп, Korobilis (2012).

4. ДАННЫЕ

В исследовании мы используем цепные индексы компонент ВВП по использованию в постоянных ценах и оперативных показателей (в процентах кв/кв SA для квартальных показателей и в процентах м/м SA для месячных данных). Все используемые ряды проходят процедуру первичной обработки и сглаживания методом X-13-ARIMA-SEATS. Ряды ВВП по использованию (конечное потребление домохозяйств и госуправления, валовое накопление и валовое накопление основного капитала, экспорт и импорт) и сценарные показатели (изменение реального эффективного курса рубля, цена на нефть, рост стран – торговых партнеров и ставки по кредитам) в нашем исследовании представлены с квартальной частотностью и доступны с II квартала 2003 г. по I квартал 2020 г., длина выборки составляет 68 наблюдений. Оперативные индикаторы представлены в месячной частотности и доступны с января 2003 г. по март 2020 г. (207 наблюдений). Мы делим оперативные индикаторы на три группы: показатели реального сектора, финансовые показатели и ожидания. Эти группы включают в себя:

1. **Высокочастотные показатели реального сектора** (39 показателей):
 - выпуск отраслей;
 - показатели рынка труда;
 - оценки предприятиями текущей ситуации.
2. **Высокочастотные финансовые и внешние** показатели (18 показателей):
 - ставки по депозитам;
 - ставки по кредитам;
 - фондовые индексы;
 - денежные агрегаты;
 - показатели внешнего сектора.
3. **Высокочастотные показатели ожиданий** (28 показателей):
 - мониторинг предприятий;
 - PMI;
 - опережающие индикаторы;
 - диффузные индексы.

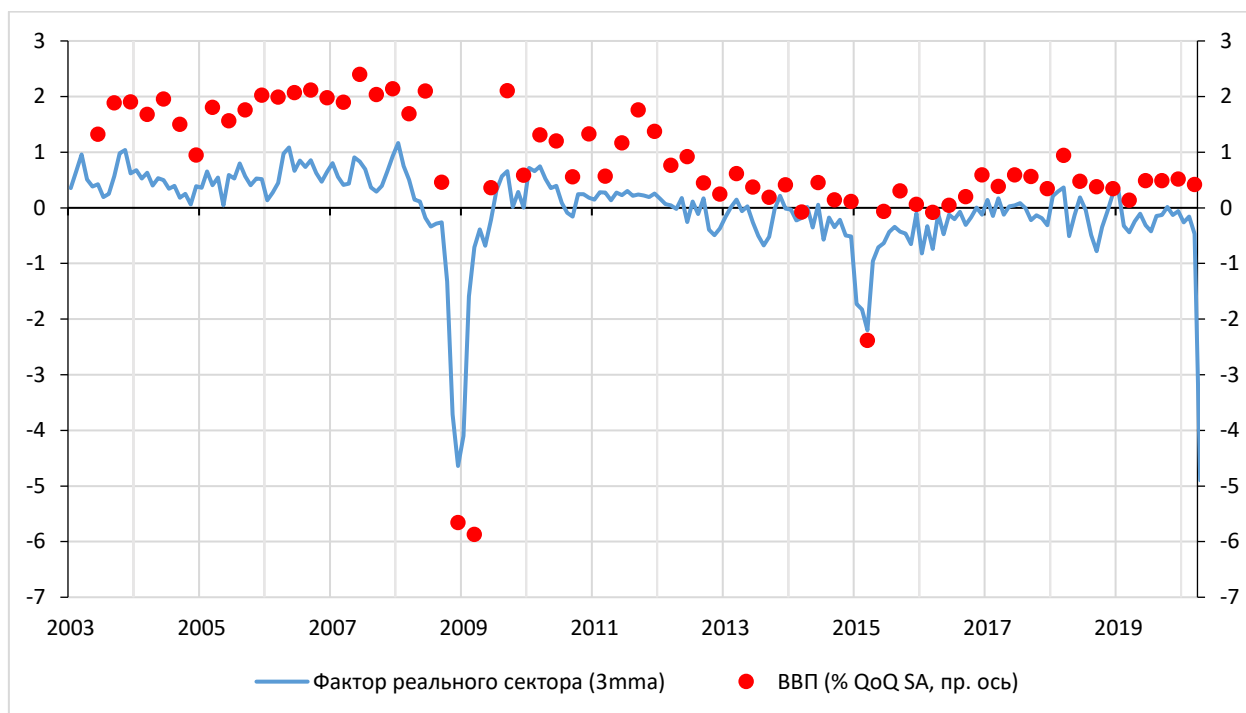
Более подробное разделение показателей по группам можно посмотреть в Приложении.

5. РЕЗУЛЬТАТЫ

Мы сравниваем точность краткосрочных оценок экономического роста в псевдореальном времени предложенной методики комбинирования прогнозов ВВП с аналогичными прогнозами рассматриваемых моделей-бенчмарков. Все используемые модели обучаются на периоде с II квартала 2003 г. по IV квартал 2014 г., а на периоде с I квартала 2015 г. по I квартал 2020 г. оценивается их вневыборочная средняя скользящая ошибка прогноза (MSFE).

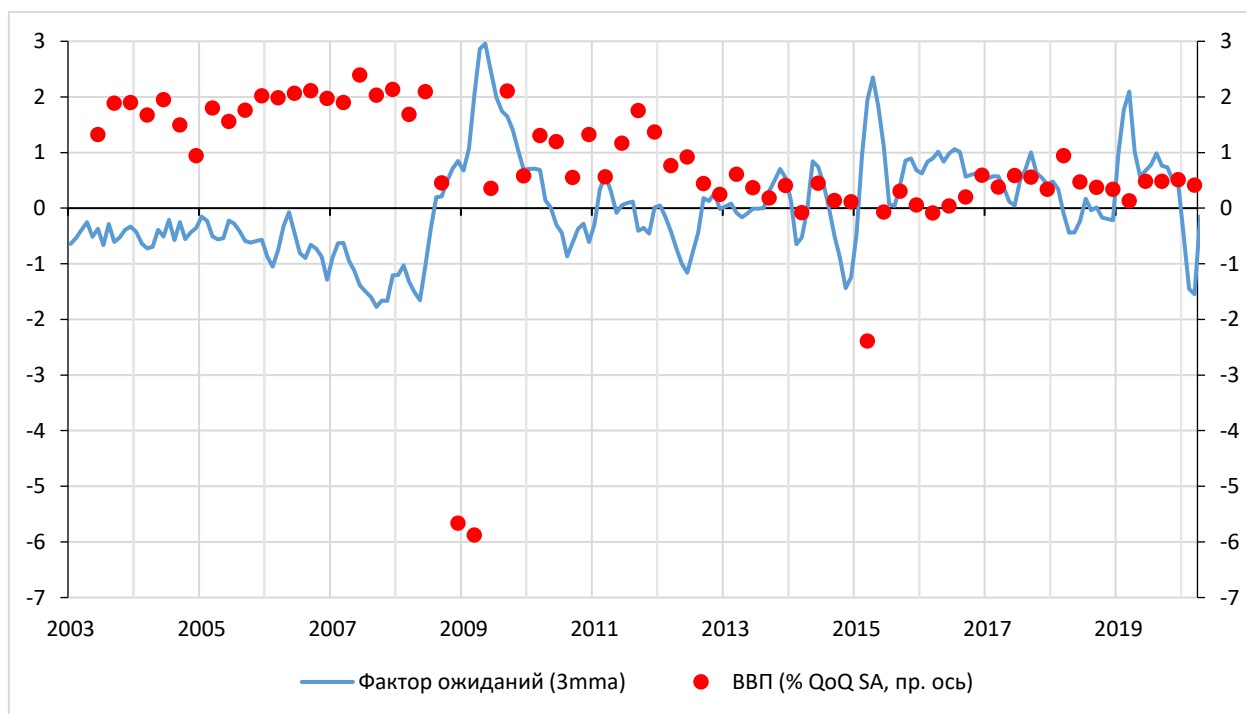
На рис. 4–6 представлены факторы, извлекаемые в нашей модели из высокочастотных показателей. Для лучшей визуализации на рисунках они переведены в вид трехмесячного скользящего среднего (3mma) и для сравнения добавлены сезонно сглаженные квартальные темпы прироста ВВП в постоянных ценах. В целом все выделяемые факторы имеют интуитивно верную динамику. Фактор реального сектора имеет сильную корреляцию с темпом прироста ВВП (рис. 4), что с учетом ранней доступности статистики по реальному сектору может значительно повышать точность прогнозов ВВП. Полученный фактор ожиданий отражает не только динамику экономической активности, но и отдельные институциональные факторы (например, повышение основной ставки НДС в начале 2019 г.) (рис. 5), что также должно положительно влиять на точность прогнозов моделей. И наконец, финансовый фактор может являться опережающим индикатором, так как воздействие шоков экономики отражается в них гораздо раньше, чем происходит публикация официальной статистики по ВВП (рис. 6).

Рисунок 4. Динамика оцененного фактора реального сектора и темпа прироста ВВП



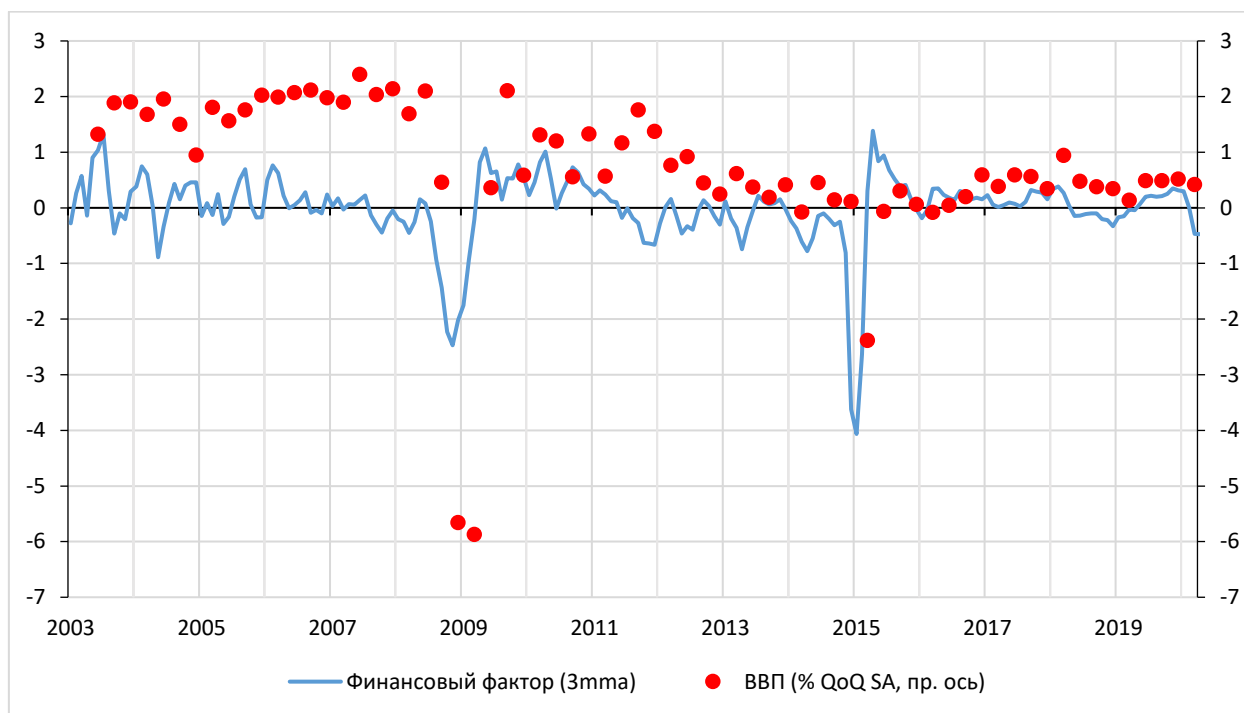
Источники: Росстат, расчеты автора.

Рисунок 5. Динамика оцененного фактора ожиданий и темпа прироста ВВП



Источники: Росстат, расчеты автора.

Рисунок 6. Динамика оцененного фактора финансового сектора и темпа прироста ВВП



Источники: Росстат, расчеты автора.

В таблице 1 представлены основные результаты сравнения нашей модели с альтернативными. В добавлении к предложенным выше моделям-бенчмаркам точность модели комбинирования прогнозов сравнивается с двумя ее дополнительными вариациями – комбинированием прогнозов без дополнительных моделей (ARMA, RW) и комбинированием прогнозов с использованием одинаковых весов всех моделей. Значения в таблице обозначают отношение MSFE выбранной модели и горизонта прогнозирования к MSFE наивного прогноза. Соответственно, значения больше 1 свидетельствуют о превосходстве наивного прогноза, а меньше 1 – о более точном прогнозе со стороны выбранной модели. Максимальным горизонтом прогнозирования был выбран интервал в четыре квартала. По нашему мнению, делать более длинные прогнозы на основе используемой методики не имеет смысла – наша модель, как и любая стационарная, имеет свойство схождения к среднему значению по выборке.

Таблица 1 Основные результаты сравнения моделей

Период	ARMA	DFM	DMA	DMS	FAVAR	Комбинирование без дополнительных моделей	Комбини-рование прогнозов	Комбинирование с использованием одинаковых весов
1	0,86	0,88	0,81	1,13	1,79	0,78	0,79	0,80
2	0,87	0,87	0,94	1,10	2,35	0,91	0,81	0,85
3	0,90	0,90	1,48	1,97	2,38	0,89	0,81	0,83
4	0,88	0,87	1,99	1,66	2,21	0,84	0,75	0,79

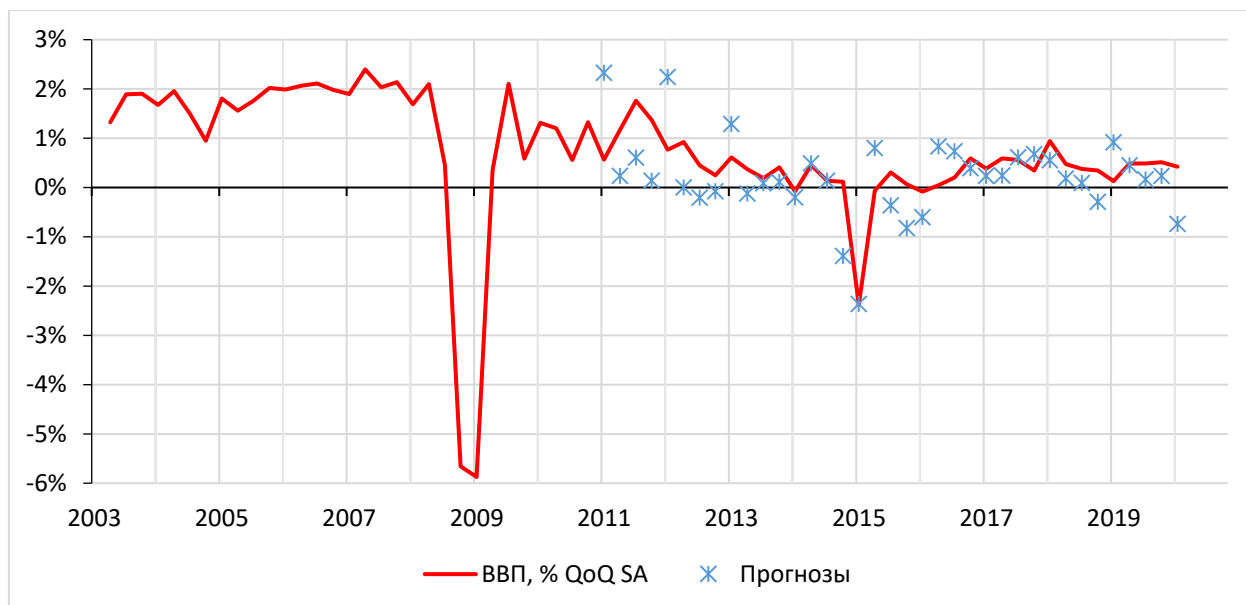
Источник: расчеты автора.

Метод комбинирования прогнозов, предложенный в данном исследовании, показывает наилучшие результаты в точности прогнозов среди рассмотренных моделей-бенчмарков. При этом усечение дополнительных моделей положительно сказывается на точности прогноза для I квартала, а их включение повышает точность на II–IV кварталы. Это соотносится с работой Giannone, Reichlin, Small (2008), в которой делается вывод о более высокой точности прогноза факторных моделей по сравнению с простыми моделями только на ближайший квартал. Также комбинирование прогнозов с весами, рассчитываемыми на основе точности моделей в прошлом, увеличивает точность прогнозов на II–IV кварталы по сравнению с использованием моделей с одинаковыми весами. При этом разницу в точности прогнозов на I квартал между этими вариациями нельзя назвать значительной (0,78 против 0,80). С точки зрения сравнения с альтернативными моделями комбинирование прогнозов выигрывает в точности у всех анализируемых моделей-бенчмарков. На горизонте прогнозирования II–IV кварталов это отличие значительно, однако при прогнозировании на один квартал вперед точность прогнозирования нашим методом не столь сильно отличается от точности прогнозирования методом динамического усреднения моделей (0,78 против 0,81 соответственно).

Немаловажным результатом оценки качества прогнозов является отсутствие систематической ошибки (рис. 7). Это может говорить о верной спецификации наших уравнений, а также о правильном учете структурных изменений в экономике и взаимозависимостей между показателями. В целом среднее отклонение прогноза от фактических данных постепенно снижается при сравнении периодов с 2010 по 2020 год. Отклонение прогноза в I квартале 2020 г. от факта может быть вызвано значительным изменением показателей внешних условий и ожиданий в связи с распространением коронавирусной инфекции в

западных странах, не оказавшим при этом значимого влияния на показатели реального сектора России в I квартале.

Рисунок 7. Вневыборочные прогнозы в псевдореальном времени



Источники: Росстат, расчеты автора.

6. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результаты исследования показывают, что предложенная нами методика комбинирования имеет наилучшую точность вневыборочных прогнозов в псевдореальном времени за период с 2011 по 2020 г. по сравнению с альтернативными моделями-бенчмарками. При этом на горизонте прогнозирования в один квартал различия в точности прогнозов нельзя назвать значительными, из-за чего в дальнейшем с ростом выборки, возможно, потребуются дополнительное тестирование качества моделей. Усечение из комбинирования прогнозов дополнительных простых моделей позволяет несколько улучшить качество прогнозов, но только на коротком горизонте. Немаловажным результатом является отсутствие систематической ошибки прогноза, что может говорить о правильном учете структурных изменений в экономике и взаимосвязей между показателями. Однако существуют и определенные недостатки данного метода. Если известен процесс, генерирующий данные, и можно построить «идеальную» модель, то комбинированный прогноз в этом случае будет давать менее точные оценки. Также определенную ошибку в прогноз может вносить неопределенность весов выбранных моделей и способ их расчета. Кроме того, при построении комбинированного прогноза невозможно сделать его декомпозицию по ключевым показателям (из-за комбинаций большого количества моделей с различными факторами оценки их вкладов могут быть смещенными).

Несмотря на широкий охват темы в данном исследовании, существует огромный потенциал для ее дальнейшего развития. Возможно, наиболее важным улучшением работы будет включение в анализ винтажных данных. Это должно повысить чистоту эксперимента, так как макроэкономисты чаще всего вынуждены сравнивать свои прогнозы с первыми оценками ВВП, а не окончательными, пересмотренными в будущем. Немаловажным является и учет в прогнозе не только компонент ВВП со стороны использования, но и со стороны производства: на текущий момент использование в моделях компонент ВВП со стороны производства ограничено недостаточной величиной выборки, что связано с изменением кодов ОКВЭД и несопоставимостью отдельных рядов. Еще одним направлением в краткосрочном прогнозировании является использование факторных векторных авторегрессий со смешанной частотностью (MF-FAVAR). Значительным минусом такого класса моделей является оценка большого числа параметров, что вызывает определенные проблемы при относительно малой длине ряда. При разделении выборки на обучающую и тестовую для сравнения в псевдореальном времени с остальными моделями в нашем случае не удалось получить устойчивых оценок модели MF-FAVAR, однако в будущем с учетом расширения выборки данную оценку можно повторить.

ПРИЛОЖЕНИЕ**Используемые показатели****Группа 1. Показатели реального сектора**

1. Оборот розничной торговли
2. Оборот розничной торговли: продовольственные товары
3. Оборот розничной торговли: непродовольственные товары
4. Объем платных услуг
5. Номинальная заработная плата
6. Реальная заработная плата
7. Оборот оптовой торговли
8. Объем выполненных работ по строительству
9. Грузооборот транспорта
10. Индекс производства продукции сельского хозяйства
11. Уровень безработицы
12. Индекс базовых видов экономической деятельности
13. Индекс промышленного производства
14. Индекс промышленного производства: добыча полезных ископаемых
15. Индекс промышленного производства: обрабатывающие производства
16. Индекс промышленного производства: производство и распределение электроэнергии, газа и воды
17. Численность рабочей силы
18. Потребность работодателей в работниках
19. Объем погрузки грузов на железнодорожном транспорте
20. Диффузный индекс заработной платы: фактические изменения
21. Диффузный индекс занятости: фактические изменения
22. Диффузный индекс выпуска: фактические изменения
23. Диффузный индекс портфеля заказов: фактические изменения
24. Диффузный индекс запасов готовой продукции: фактические изменения
25. Диффузный индекс отношения цен на выпускаемую и приобретаемую продукцию: фактические изменения
26. Диффузный индекс закупок оборудования: фактические изменения
27. Загрузка производственных мощностей
28. Загрузка наличной рабочей силы
29. Запасы готовой продукции
30. Портфель заказов
31. Задолженность банкам
32. Доля предприятий в хорошем или нормальном финансовом состоянии
33. Доля предприятий, не закупающих оборудование 2 и более месяцев подряд
34. Процентные ставки по банковским кредитам (в рублях), привлекаемым в ближайшие 3 месяца
35. Доля предприятий, у которых задолженности банкам нет и не ожидается в ближайшие 3 месяца
36. Доля предприятий, не собирающихся брать новые ссуды у банков в ближайшие 3 месяца

Группа 2. Финансовые показатели

1. Ставка по депозитам физических лиц в рублях: на срок до 1 года
2. Ставка по депозитам физических лиц в рублях: на срок свыше 1 года
3. Ставка по депозитам нефинансовых организаций в рублях: на срок свыше 1 года

4. Ставка по кредитам физическим лицам в рублях: на срок до 1 года, включая «до востребования»
5. Ставка по кредитам физическим лицам в рублях: на срок свыше 1 года
6. Ставка по кредитам нефинансовым организациям в рублях: на срок до 1 года, включая «до востребования»
7. Ставка по кредитам нефинансовым организациям в рублях: на срок свыше 1 года
8. Средневзвешенная фактическая ставка по предоставленным кредитам (MIACR): сроком на 1 день
9. Индекс РТС
10. Индекс МосБиржи
11. Ставка по ипотечным кредитам в рублях: в среднем за период с начала года
12. Международные резервы

Группа 3. Ожидания экономических агентов

1. Ценовые ожидания предприятий
2. Ценовые ожидания предприятий: добыча полезных ископаемых
3. Ценовые ожидания предприятий: обрабатывающие производства
4. Ценовые ожидания предприятий: промышленное производство
5. Ценовые ожидания предприятий: сельское, лесное хозяйство, охота, рыболовство и рыбоводство
6. Ценовые ожидания предприятий: строительство
7. Ценовые ожидания предприятий: торговля оптовая и розничная; ремонт автотранспортных средств и мотоциклов
8. Ценовые ожидания предприятий: торговля оптовая, кроме оптовой торговли автотранспортными средствами и мотоциклами
9. Ценовые ожидания предприятий: торговля розничная, кроме торговли автотранспортными средствами и мотоциклами
10. Ценовые ожидания предприятий: транспортировка и хранение
11. Ценовые ожидания предприятий: услуги
12. PMI Composite SA
13. PMI Manufacturing SA
14. PMI Services SA
15. PMI Composite New Orders SA
16. PMI Manufacturing New Orders SA
17. PMI Services New Business SA
18. PMI Composite Employment SA
19. PMI Manufacturing Employment SA
20. PMI Services Employment SA
21. PMI Composite Input Prices SA
22. PMI Manufacturing Input Prices SA
23. PMI Services Input Prices SA
24. PMI Composite Output Prices SA
25. PMI Manufacturing Output Prices SA
26. PMI Services Prices Charged SA
27. CEIC опережающий индекс: Россия
28. Высшая школа экономики: опережающий индекс
29. Диффузный индекс цен на выпускаемую продукцию: ожидаемые изменения
30. Диффузный индекс цен на покупаемую продукцию: ожидаемые изменения
31. Диффузный индекс заработной платы: ожидаемые изменения
32. Диффузный индекс занятости: ожидаемые изменения
33. Диффузный индекс выпуска: ожидаемые изменения
34. Диффузный индекс закупок оборудования: ожидаемые изменения

35. Диффузный индекс финансового состояния: ожидаемые изменения
36. Диффузный индекс портфеля заказов: ожидаемые изменения
37. Диффузный индекс задолженности банкам: ожидаемые изменения

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Andreou E., Ghysels E., Kourtellis A. Regression models with mixed sampling frequencies // *Journal of Econometrics*. 2010. Vol. 158. No. 2. Pp. 246–261.
- Baffigi A., Golinelli R., Parigi G. Bridge models to forecast the euro area GDP // *International Journal of forecasting*. 2004. Vol. 20. No. 3. Pp. 447–460.
- Baffigi A. et al. Real-time GDP forecasting in the euro area. Banca d'Italia, 2002. Vol. 456.
- Bernanke B. S., Boivin J., Elias P. Measuring the effects of monetary policy: a factor-augmented vector autoregressive (FAVAR) approach // *The Quarterly journal of economics*. 2005. Vol. 120. No. 1. Pp. 387–422.
- Boivin J., Ng S. Are more data always better for factor analysis? // *Journal of Econometrics*. 2006. Vol. 132. No. 1. Pp. 169–194.
- 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. No. 4. Pp. 546–554.
- Doz C., Giannone D., Reichlin L. A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on Kalman filtering // *Journal of Econometrics*. 2011. Vol. 164. No. 1. Pp. 188–205.
- Fair R. C., Shiller R. J. Comparing information in forecasts from econometric models // *The American Economic Review*. 1990. Pp. 375–389.
- Ghysels E., Santa-Clara P., Valkanov R. The MIDAS touch: Mixed data sampling regression models. 2004.
- Ghysels E., Santa-Clara P., Valkanov R. Predicting volatility: getting the most out of return data sampled at different frequencies // *Journal of Econometrics*. 2006. Vol. 131. No. 1–2. Pp. 59–95.
- Giannone D., Reichlin L., Small D. Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data // *Journal of Monetary Economics*. 2008. Vol. 55. No. 4. Pp. 665–676.
- Hendry D. F., Hubrich K. Combining disaggregate forecasts or combining disaggregate information to forecast an aggregate // *Journal of business & economic statistics*. 2011. Vol. 29. No. 2. Pp. 216–227.
- Hubrich K. Forecasting euro area inflation: Does aggregating forecasts by HICP component improve forecast accuracy? // *International Journal of Forecasting*. 2005. Vol. 21. No. 1. Pp. 119–136.
- Koop G., Korobilis D. UK macroeconomic forecasting with many predictors: Which models forecast best and when do they do so? // *Economic Modelling*. 2011. Vol. 28. No. 5. Pp. 2307–2318.
- Kuzin V., Marcellino M., Schumacher C. MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the euro area // *International Journal of Forecasting*. 2011. Vol. 27. No. 2. Pp. 529–542.
- Marcellino M., Porqueddu M., Venditti F. Short-term GDP forecasting with a mixed-frequency dynamic factor model with stochastic volatility // *Journal of Business & Economic Statistics*. 2016. Vol. 34. No. 1. Pp. 118–127.
- 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. No. 4. Pp. 518–550.
- Mikosch H., Zhang Y. Forecasting Chinese GDP growth with mixed frequency data: Which indicators to look at?. 2014.

- Pinkwart N. Short-term forecasting economic activity in Germany: A supply and demand side system of bridge equations. 2018.
- Raftery A. E., Kárný M., Ettlér P. Online prediction under model uncertainty via dynamic model averaging: Application to a cold rolling mill // *Technometrics*. 2010. Vol. 52. No. 1. Pp. 52–66.
- Rünstler G., Sédillot F. Short-term estimates of euro area real GDP by means of monthly data. ECB working paper, 2003. No. 276.
- Schumacher C., Breitung J. Real-time forecasting of German GDP based on a large factor model with monthly and quarterly data // *International Journal of Forecasting*. 2008. Vol. 24. No. 3. Pp. 386–398.
- Stock J. H., Watson M. W. Implications of dynamic factor models for VAR analysis. National Bureau of Economic Research, 2005. No. w11467.
- Timmermann A. Forecast combinations // *Handbook of economic forecasting*. 2006. Vol. 1. Pp. 135–196.
- Wallis K. F. Forecasting with an econometric model: The ‘ragged edge’ problem // *Journal of Forecasting*. 1986. Vol. 5. No. 1. Pp. 1–13.
- Zheng I. Y., Rossiter J. Using monthly indicators to predict quarterly GDP. 2006.
- Андреев А. Прогнозирование инфляции методом комбинирования прогнозов в Банке России / Банк России. Серия докладов об экономических исследованиях. 2016. № 14.
- Ачкасов Ю. Модель оценивания ВВП России на основе текущей статистики: модификация подхода / Банк России. Серия докладов об экономических исследованиях. 2016. № 8.
- Микош Х., Соланко Л. Прогнозирование роста российского ВВП с использованием данных со смешанной периодичностью // *Деньги и кредит*. 2019. Т. 78. № 1. С. 19–35.
- Поршаков А. С., Пономаренко А. А., Синяков А. А. Оценка и прогнозирование ВВП России с помощью динамической факторной модели // *Журнал Новой Экономической Ассоциации*. 2016. С. 60.
- Стырин К. Прогнозирование инфляции в России методом динамического усреднения моделей // *Деньги и кредит*. 2019. Т. 78. № 1. С. 3–18.