

Прикладная эконометрика, 2026, т. 82, с. 105–123.

Applied Econometrics, 2026, v. 82, pp. 105–123.

DOI: 10.22394/1993-7601-2026-82-105-123

EDN: JLATQB

М.И. Финагин, Д.В. Мирошниченко¹

Построение месячного индикатора и наукастинг номинального ВВП с использованием данных банковской статистики²

В работе производится построение месячного индикатора и наукастинг квартального показателя номинального ВВП в России на основе оперативных данных, в качестве которых используются данные банковской отчетности и рублевая цена на российскую нефть, что позволяет осуществлять наукастинг номинального ВВП с опережением официальной статистики на 3–5 месяцев. Поскольку данные по номинальному ВВП публикуются Росстатом только на квартальной частотности и со значительной задержкой после конца отчетного квартала, высокочастотная и оперативная оценка показателя представляет значительную актуальность для общей оценки макроэкономической динамики, а также анализа таких секторов экономики, как бюджетный, финансовый и внешний. В качестве данных банковской отчетности используется статистика формы 0409101 «Оборотная ведомость по счетам бухгалтерского учета кредитной организации». Качество моделей оценивается показателями изменчивости индикатора во времени и точности наукаста ВВП. При этом точность оценивается как на фактических, так и на винтажных данных. В работе используются модели темпорального дезагрегирования, MIDAS и DFM.

Ключевые слова: номинальный ВВП; темпоральное дезагрегирование; потоки фондов; DFM; наукаст; прогнозирование.

JEL classification: E27; E52; E58.

1. Введение

Одной из важнейших проблем при проведении экономических исследований является отсутствие достаточного объема данных надлежащего качества. В этой связи актуальной задачей является увеличение как доступности данных за больший период времени, так и их частотности.

¹ Финагин Матвей Игоревич — Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»; Банк России, Москва; matfinagin@yandex.ru.

Мирошниченко Дмитрий Владимирович — Банк России, Москва; dm_inf@icloud.com.

² Настоящая статья отражает личную позицию авторов. Содержание и результаты данного исследования не следует рассматривать, в том числе цитировать в каких-либо изданиях, как официальную позицию Банка России или указание на официальную политику либо решения регулятора. Любые ошибки в данном материале являются исключительно авторскими.

Показатель номинального ВВП используется при формировании доходов и расходов бюджета и составлении основных направлений бюджетной политики. Эти параметры, в свою очередь, играют значительную роль в развитии экономики (что особенно актуально для России в последние годы). Номинальный ВВП может также использоваться при формировании прогнозов и планов ведомств и финансовых организаций, играющих значительную роль в формировании финансового рынка (в том числе при составлении прогнозов для основных направлений денежно-кредитной политики). Потенциал использования показателя номинального ВВП не ограничивается только прикладными и аналитическими задачами. На нем основаны, например, исследования влияния налогово-бюджетной политики на экономику.

Оперативная оценка фискального импульса невозможна без оценки номинального ВВП. Хотя статистика относительно дефицита бюджета выходит оперативно, судить о масштабе этого импульса невозможно без оценок размера экономики. При этом оценки реального ВВП недостаточно, поскольку приводить государственные расходы к номинальным величинам имеет смысл с помощью индекса-дефлятора, а даты его публикации и есть даты публикации номинального ВВП. Этот пробел может вносить значительную неопределенность в прогноз всех макроэкономических тенденций, необходимых для определения оптимальных параметров контрциклической фискальной и монетарной политики. Аналогично можно говорить и о кредитных импульсах. Их размер в номинале известен оперативно, но размер относительно экономики не определен. Наукаст помог бы снизить неопределенность в оценке эффектов этих показателей, что могло бы помочь в определении оптимальной денежно-кредитной политики.

Более того, модели оценки влияния описанных выше факторов на экономику основываются на исторических данных и строятся на квартальной основе, ввиду квартальной частотности ВВП. В настоящей работе предлагается подход темпорального дезагрегирования с использованием оперативной банковской статистики. Это позволит применять методы на месячной основе, что потенциально может улучшить точность оценки макроэкономических связей.

В статье рассматривается возможность использования данных банковской отчетности для анализа и прогноза номинального ВВП. Для этого: 1) строится месячный индикатор номинального ВВП России (ВВП в текущих ценах); 2) осуществляется наукастинг квартального показателя номинального ВВП³. Использование данных финансовой или банковской отчетности для анализа и прогноза макропоказателей — распространенная практика в литературе последних лет, при этом анализ именно номинального ВВП с помощью данных банковской отчетности остается не до конца исследованным.

Так, в настоящее время опубликован целый ряд работ, посвященных анализу точности различных методик моделирования и сбора данных в отношении реального ВВП России. Работы используют полный спектр моделей: традиционный для модели смешанной частотности MIDAS (Станкевич, 2020; Mikosch, Solanko, 2019), векторные модели смешанной частотности MFBVAR (Станкевич, 2020; Фокин, 2023), машинное обучение (Гареев, Полбин, 2022), динамическое взвешивание (Zhemkov, 2021), квантильные регрессии (Полбин, Шумилов, 2025). Подавляющее большинство работ концентрируется на расчете наукаста для показателей ВВП либо разбивки ВВП по потреблению в постоянных ценах.

³ Здесь и далее, если не указано иначе, под ВВП понимается именно номинальный ВВП.

Данная работа фокусируется на ВВП в текущих ценах (номинальном ВВП), что рассматривается редко. Фокин (2023) изучает показатели в текущих ценах в MFBVAR методологии, но унифицированный набор показателей для реальных и номинальных величин может ограничивать возможность наукаста. В данной работе показывается, что подход с показателями банковской статистики улучшает возможности наукаста номинального ВВП.

Актуальность наукастинга квартального показателя номинального ВВП связана с тем, что соответствующие статистические данные публикуются только более чем через два месяца после окончания отчетного квартала. Таким образом, на протяжении периода от трех месяцев (составляющих отчетный квартал) до почти полугода (даты выхода первых официальных данных) для анализа экономических показателей, зависящих от номинального объема ВВП, можно применять только его экспертные оценки. Качественный наукастинг мог бы сделать такой анализ более оперативным и точным.

Для решения поставленных задач используются два вида данных:

- дебетовые обороты по счетам негосударственных коммерческих организаций⁴;
- рублевая экспортная цена российской нефти.

Если первая компонента в большей степени отражает объем внутренних сделок в экономике, то вторая позволяет, в том числе, лучше учитывать внешнеэкономические сделки.

Для конструирования месячного индикатора ВВП используются методы темпорального дезагрегирования. Исследуется изменчивость построенного индикатора на истории с помощью винтажных данных, а на псевдоистории — с помощью фактических.

Для наукастинга номинального ВВП используются динамическая факторная модель (DFM), модель смешанной частотности данных (MIDAS) и методы темпорального дезагрегирования, а его точность оценивается как на исторических, так и на псевдоисторических данных.

В дополнение к построению месячного индикатора ВВП, аналогичная операция проводится и для дефлятора ВВП, что дает возможность обратным счетом получить аналогичный индикатор, но уже для реального ВВП. Его значения используются в качестве дополнительной метрики адекватности полученных результатов.

2. Использование данных банковской отчетности

Финансовая отчетность ввиду своей точности и оперативности на протяжении длительного времени используется в задачах экономического анализа и наукастинга. В широком смысле использование в макроэкономических исследованиях данных о движении денежных средств, содержащихся в банковской и платежной статистике, либо в балансах компаний, можно назвать подходом «flow-of-funds» (Green et al., 2002).

Спектр применения данных банковской отчетности крайне разнообразен: от построения замкнутых макроэкономических и экологических моделей (Dafermos et al., 2017) до разработки индикаторов финансовых кризисов (Bezemer, 2010)⁵. Однако единого закрытого перечня форм такой отчетности для всех стран не существует, более того, даже формально

⁴ Счет 40702 в Плане счетов бухгалтерского учета для кредитных организаций.

⁵ Подробнее о вариациях использования данных и потенциале см. (Nikiforos, Zezza, 2018).

схожие между собой формы могут значительно различаться по методологии расчета отдельных показателей. Это существенно усложняет реплицирование подходов, применяемых для одной страны, в других странах, поскольку даже малозаметные различия в отчетности могут быть значимыми.

Для макроэкономического анализа и наукастинга широко используются данные платежных систем, и целый ряд современных исследований показывают, что эти данные в сочетании с разнообразным модельным аппаратом позволяют повысить качество прогнозирования и наукастинга макроэкономических переменных (Barlas et al., 2024; Felber, Beyeler, 2023; Chapman, Desai, 2021; Galbraith, Tkacz, 2015; Boyko et al., 2020; Gonçalves, 2022). Отметим, что в подавляющем большинстве случаев данные платежных систем используются как дополнение к традиционным статистическим данным (опережающие индексы, индекс PMI, потребление электроэнергии и т.д.) при наукастинге реального ВВП. Настоящая работа фокусируется на номинальном ВВП, причем не только на наукастинге квартального значения, но и на конструировании соответствующего помесечного индикатора.

В отношении номинального ВВП предпринимались попытки показать важность данных финансовой отчетности. В работе (Konchitchki, Patatoukas, 2014) получено, что данные отчетности фирм могут служить сильным опережающим индикатором номинального ВВП. Более того, авторы указывают, что ошибки прогнозов номинального ВВП профессиональных макро-аналитиков частично объясняются динамикой данных отчетности фирм. Причиной этому может служить систематическое игнорирование данных финансовых отчетов, что подчеркивает необходимость использовать данные о потоках фондов при анализе и прогнозе макропоказателей. Burga et al. (2020) показывают, что качество институтов сбора информации о финансовой отчетности влияет на точность прогнозов по номинальному ВВП для широкого круга стран.

Таким образом, данные банковской/финансовой отчетности уже активно используются для разных аналитических и прогнозных задач, во многих работах авторы показывают важность этой статистики и для номинального ВВП. Настоящая работа посвящена исследованию неизученного ранее вопроса о важности и потенциале использования данных банковской отчетности для анализа и прогноза номинального ВВП России.

3. Данные

Динамика номинального ВВП складывается из двух компонентов: реального роста (роста физических объемов) и роста уровня цен, рассчитанного по индексу-дефлятору. К примеру, за период 2015–2023 гг. средний рост реального квартального ВВП год к году составлял 1.3%, а средний рост индекса-дефлятора — 8%. Таким образом, большая часть изменения номинального ВВП России приходилась на его ценовой компонент. Это делает такие традиционные для работы с реальным ВВП показатели, как, например, индекс PMI, не подходящими для решения наших задач, поскольку они несут в себе информацию только о меньшей части динамики номинального ВВП.

Данная работа обращается к агрегированным показателям банковской статистики. В связи с этим, в предложенном подходе сохраняются важные предпосылки об устойчивости соотношения между стоимостью произведенных конечного и промежуточного продуктов, а также между стоимостью конечного продукта и стоимостью обмениваемого накопленного богатства.

Устойчивость соотношения конечного и промежуточного продукта

Эта предпосылка является обязательной для исследования. В пользу ее реалистичности на рассматриваемом временном интервале можно привести тот аргумент, что изменения в производственных цепочках способны уравнивать друг друга. Технологическое развитие, с одной стороны, создает более трудо/капиталоемкие товары и услуги, требующие более длинных производственных цепочек для производства новых товаров, но с другой — удешевляет и упрощает технологические цепочки для уже существующих товаров.

Устойчивость соотношения конечного продукта и накопленного богатства

Самые важные компоненты накопленного богатства, используемые для обмена — это недвижимость (включая землю), транспортные средства и драгоценные металлы (Tobin, 1989). Также возможен обмен иными товарами длительного пользования, общий объем которого составляет малую величину среди всех транзакций. Обмен таким богатством, если он происходит не за наличный расчет, также зеркально отражается в движении денежных средств на банковских счетах агентов.

Важно отметить, что используемые данные не учитывают:

- задвоение оборотов, возникающее преимущественно при переводе денежных средств одним агентом между своими банковскими счетами;
- отсутствие оборотов при безденежных сделках, например, в случае зачета встречных обязательств между агентами;
- сделки, денежное исполнение по которым происходит с помощью наличных денег.

Потенциально наиболее значимым в этом перечне является фактор неучета наличных платежей. В связи с этим необходимо отметить, что присутствие в экономике значительной доли наличного денежного обращения не оказывает влияния на статистические результаты, если оно опосредует те же самые процессы обмена товарами примерно в той же пропорции, что и безналичное. Например, падение спроса на некоторый товар будет приводить к пропорциональному снижению объемов его покупок как за наличные, так и за безналичные средства. Такая предпосылка кажется вполне разумной в обычной ситуации, но может приводить к искажениям в моменты значимого роста предпочтений наличных средств для осуществления транзакций. С другой стороны, величина такого искажения прямо зависит от доли наличного оборота в общем объеме платежей. Если обратиться к истории, то еще в 2010 г. российское население преимущественно использовало для оплаты наличные денежные средства. Но уже в 2024 г. доля безналичных платежей при оплате розничного оборота товаров и услуг в России достигла 85.8%⁶. Поэтому можно уверенно предполагать, что статистика безналичных расчетов в настоящее время вполне адекватно отражает основные экономические тенденции.

В качестве источника данных об оборотах по счетам используется агрегированная по всем коммерческим банкам форма 0409101 «Оборотная ведомость по счетам бухгалтерского учета кредитной организации». Существующий план счетов позволяет отдельно выделить дебетовые и кредитовые обороты по счетам различных типов экономических агентов, в том числе: физических лиц; негосударственных коммерческих организаций; индивидуальных предпринимателей; государственных коммерческих организаций; некоммерческих организаций.

⁶ https://cbr.ru/about_br/publ/results_work/2024/razvitie-sistemy-platezhey-i-raschetov/.

Эта форма отчетности позволяет также определить объем валютно-обменных операций, осуществленных между банком и его клиентами. Данная статистика может быть значимой в моменты значительной турбулентности в экономике.

В данной статье используются обороты только для негосударственных коммерческих организаций. Они оказываются наиболее применимыми для описания экономической активности, поскольку действия фирм в основном направлены на производственную деятельность (в объемах они составляют большую часть суммы, в каком-то смысле статистика очищается от некоммерческой деятельности). Это помогает обойти ограничения, связанные с переходом физических лиц на безналичный расчет.

Важным недостатком использования статистики, связанной исключительно с оборотами по счетам в российских банках, является неучет зарубежных транзакций. Так, российские фирмы-экспортеры, получая валютную выручку на счета в зарубежных банках, могут не заводить ее в российские банки, а накапливать на иностранных счетах и рассчитываться с них со своими контрагентами. Между тем, произведенные и экспортированные товары и услуги учитываются в статистике ВВП, и в ориентированной на сырьевой экспорт российской экономике их вклад в ВВП особенно важен. Для того чтобы учесть эту особенность, в набор используемых данных включается среднемесячная рублевая цена российской экспортной нефти, рассчитанная на основе котировок нефти сорта Urals⁷ и курса доллара США⁸.

Основными характеристиками данных, которые используются для анализа и прогнозирования, является их оперативность и подверженность пересмотрам. Между тем, как уже упоминалось, статистические данные по номинальному ВВП выходят только на квартальной основе с задержкой более двух месяцев, и информация об объеме номинального ВВП за первый квартал года выходит только в начале лета, что является серьезной проблемой для определения оптимальной фискальной и денежно-кредитной политики. Используемые же данные банковской статистики становятся доступными с задержкой порядка полутора–двух недель, а статистика по рублевой цене российской экспортной нефти — через одну неделю после окончания отчетного месяца.

Что касается пересмотров, используемые данные выгодно отличаются от других часто используемых для наукаста временных рядов — балансовая банковская отчетность не пересматривается, что делает основанные на ней результаты более устойчивыми во времени.

Важным для оценки качества индикатора/наукаста номинального ВВП⁹ является учет изменчивости/точности результатов, основанных не только на псевдоисторических данных, но и на винтажных данных (фактических исторических данных до пересмотров). Винтажные данные берутся из работы (Gornostaev et al., 2022).

В подтверждение тезиса о том, что используемые данные содержат полезную информацию о динамике номинального ВВП, на рис. 1 отображена статистика номинального ВВП и оборотов по счетам негосударственных коммерческих организаций (фирм). Статистика номинального ВВП и оборотов по счетам негосударственных коммерческих организаций сезонно скорректирована методом X13-ARIMA-SEATS.

⁷ https://economy.gov.ru/material/departments/d12/konyunktura_mirovyh_tovarnyh_rynkov/.

⁸ https://www.cbr.ru/currency_base/dynamics/.

⁹ <https://rosstat.gov.ru/statistics/accounts>.

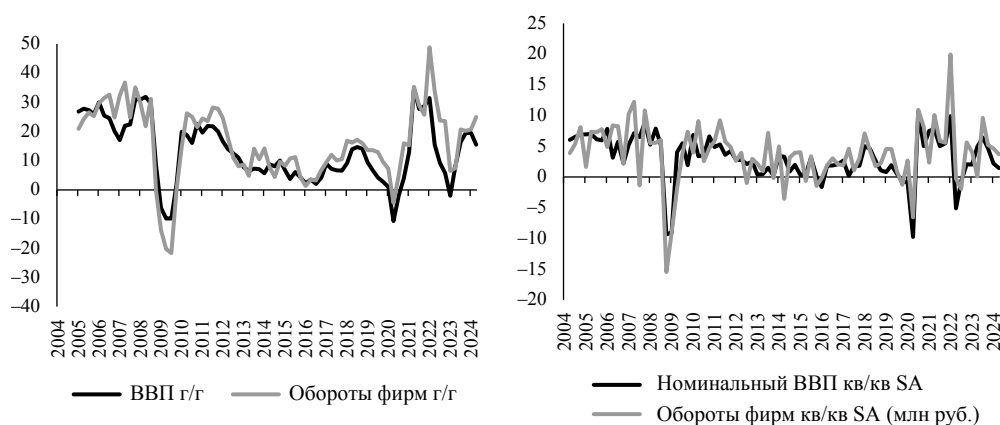


Рис. 1. Номинальный ВВП и обороты по счетам по кредиту негосударственных коммерческих фирм: динамика в темпах г/г (слева) и кв/кв с исключением сезонности (справа)

Как для задач конструирования индикатора номинального ВВП, так и для наукаста используется подход раскрывающегося окна начиная с I квартала 2015 г. Оба построения проводятся в форме данных «год к году» и секвенциально с исключением сезонного фактора методом X13-ARIMA-SEATS. Данные используются с 1 квартала/месяца 2006 г. по конец 2024 г. Раскрывающееся окно начинается с первого квартала/месяца 2015 г.

4. Модели

Хотя для построения помесечного индикатора номинального ВВП и его наукаста используются схожие модели, метрики оценки качества этих двух задач различаются. При этом качество модели для одной задачи не служит напрямую показателем качества модели для другой задачи, хотя и может играть роль своеобразного индикатора адекватности.

Помесечный индикатор номинального ВВП

Помесечный индикатор не является наблюдаемой величиной, в связи с чем нет возможности оценить его точность (не существует оригинального ряда номинального ВВП в текущих ценах, с которым можно сравнить). При этом для того, чтобы такой показатель был полезен в прикладных исследованиях, необходимо, чтобы он был робастным к появлению новых точек и пересмотру данных Росстатом. В ином случае, информация, содержащаяся в таком индикаторе, будет плохо пригодной для макроэкономического анализа и прогноза.

Для построения такого индикатора используются методы темпорального дезагрегирования, которые позволяют трансформировать низкочастотный ряд в более высокочастотный с помощью вспомогательных рядов данных. Технически задача реализована с помощью пакета R *tempdisagg*, предложенного Sax, Steiner (2013). Поскольку оба анализируемых исходных ряда (оборот по счетам фирм и рублевая цена нефти) показывают значительную корреляцию с динамикой номинального ВВП на квартальной основе, можно предположить,

что связь должна сохраняться и на месячной частотности. Для оценки устойчивости полученного индикатора используются метрики изменчивости индикатора в соответствии с актуальными подходами (Жемков, 2022; Кооп et al., 2020; Boyko et al., 2020):

$$MR = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_{kt} - x_{1t}), \quad (1)$$

$$MAR = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |x_{kt} - x_{1t}|, \quad (2)$$

$$RMSR = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_{kt} - x_{1t})^2}, \quad (3)$$

$$MVAR = \frac{1}{k(n-1)} \sum_{t=1}^n \sum_{i=1}^k (x_{it} - \bar{x}_t)^2, \quad (4)$$

где MR (Mean Revision) — средний пересмотр, MAR (Mean Absolute Revision) — средний абсолютный пересмотр, RMSR (Root Mean Square Revision) — среднеквадратичный пересмотр, MVAR (Mean Variance) — усредненная дисперсия пересмотра оценок, x_{1t} — первая оценка, x_{kt} — последняя оценка, n — число наблюдений, k — число винтажей для каждой точки ряда.

Большой робастности показателя соответствует его меньшая изменчивость.

Для дополнительной проверки адекватности применяемого метода на основе тех же данных дезагрегируем квартальный дефлятор ВВП, после чего обратным счетом вычисляем дезагрегированный помесечный индикатор реального ВВП (индекс физического объема ВВП). Если в его динамике будут обнаружены значительные аномалии, то это может служить причиной для сомнения в качестве используемых моделей для решения исходной задачи наукаста номинального ВВП. Отметим, что построение индекса физического объема служит исключительно для дополнительной проверки полученных результатов, не являясь одной из целей исследования. Все сравнения проводятся в двух вариантах:

- в темпах «год к году»;
- в темпах «квартал к кварталу» с исключением сезонного фактора.

Используются девять основных методов темпорального дезагрегирования, которые можно сгруппировать в три блока (подробное описание названий и методов см. в Приложении). Общий вид подхода темпорального дезагрегирования описывается следующими уравнениями:

$$\hat{y} = p + Du^q, \quad (5)$$

где $\hat{y}$ — искомый высокочастотный ряд; p — высокочастотный вспомогательный ряд; D — матрица распределения размера $m \times n$, а m и n — число месячных и квартальных наблюдений;

$$u^q = y^q - p^q, \quad (6)$$

где u^q — ошибки между низкочастотными версиями используемых рядов.

Основная разница методов заключается в оценке высокочастотного вспомогательного ряда p^q :

$$p^q = CX, \quad (7)$$

где C — матрица преобразования частотности ряда, X — высокочастотные косвенные индикаторы.

Дадим краткую характеристику блокам использованных в данной работе методов.

1) Блок методов «chow-lin-...», основанных на (Chow, Lin, 1971), использует обобщенный метод наименьших компонент (ОМНК) из предпосылки о стационарности и коинтегрированности исходных рядов и, как следствие, стационарных ошибок вида:

$$u_t^q = \rho u_{t-1}^q + e_t, \quad e_t \sim \text{iid } N(0, \sigma_e^2). \quad (8)$$

В дополнение используются два метода, модифицирующих (Chow, Lin, 1971) — Ecotrim из (Barcellan et al., 2003) и (Quilis, 2013) с модифицированной ковариационной матрицей.

2) Методы «litterman-...» и «fernandez», основанные на (Litterman, 1983; Fernandez, 1981), предполагают ошибки вида:

$$u_t^q = u_{t-1}^q + \theta_t, \quad (9)$$

$$\theta_t = \rho \theta_{t-1} + \mu_t, \quad \mu_t \sim \text{iid } N(0, \sigma_\mu^2). \quad (10)$$

3) Динамические модели темпорального дезагрегирования «dynamic-...». Подход Santos Silva, Cardoso (2001) предполагает предопределенный авторегрессионный компонент, подход Bournay, Laroque (1979) максимизирует функцию правдоподобия ОМНК, подход Barbone et al. (1981) минимизирует взвешенную сумму квадратов остатков.

В заключение используем в качестве бенчмарка спецификацию метода наименьших квадратов.

Наукаст номинального ВВП

Задача наукаста номинального ВВП несколько отличается от задачи построения месячного индикатора, так как на первый план выходит оперативность и точность наукаста *наблюдаемой* переменной, а именно динамики квартального номинального ВВП. При этом его первая официальная оценка, как уже говорилось выше, выходит через два с лишним месяца после окончания отчетного квартала, в то время как данные, используемые в качестве объясняющих переменных, во-первых, имеют месячную частотность, а во-вторых, становятся доступными в пределах двух недель после окончания отчетного месяца. Из этого следует, что, используя их, можно осуществлять три наукаста квартального номинального ВВП. Так, например, для ВВП за первый квартал года можно строить наукаст, основываясь на данных, выходящих последовательно в середине февраля, марта и апреля того же года. Таким образом, с точки зрения построения и оценки качества модели, оценивается точность наукаста в трех временных точках (в данном примере с наукастом ВВП за первый квартал это будут февраль, март и апрель того же года). Для оценки точности модельных результатов используется корень из среднеквадратичной ошибки (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}. \quad (11)$$

Применяются четыре различных подхода для наукаста. В первом используется DFM модель (Dynamic Factor Model). Каноничный вид модели:

$$x_t = C_0 f_t + e_t, \quad e_t \sim N(0, R), \quad (12)$$

$$f_t = \sum_{j=1}^p A_j f_{t-j} + u_t, \quad u_t \sim N(0, Q_0), \quad (13)$$

где x_t — вектор наблюдаемых переменных, f_t — вектор факторов, C_0 — матрица измерений, A_j — матрица перехода состояний с лагом j , Q_0 — ковариационная матрица состояний, R — ковариационная матрица измерений.

Для оценки коэффициентов модели используется метод, предложенный в пакете *dfms* для R (Krantz, 2023). Этот пакет оценивает DFM модель с помощью двухшагового метода. После получения оценок фактора из модели применяется метод наименьших квадратов, как в (Поршаков и др., 2016).

Во втором подходе применяются описанные выше методы темпорального дезагрегирования на основе прогнозов и факторов, полученных из DFM модели, т.е. прогнозируются недостающие месяцы с помощью DFM, и далее используются оцененные коэффициенты модели темпорального дезагрегирования для получения квартального наукаста.

В третьем подходе используется популярная для решения задач разной частотности данных и наукаста модель MIDAS. Для расчета применялся пакет R *midasr*.

Четвертый подход — наивный прогноз в качестве бенчмарка. В этих рамках строится прогноз объясняющих переменных до конца полного квартала с помощью ARIMA модели, после чего применяются методы темпорального дезагрегирования.

При применении методов темпорального дезагрегирования выбирался наиболее точный (по оценкам RMSE) из них.

Все четыре подхода реализуются для фактических и винтажных данных как в темпах «год к году», так и «квартал к кварталу» с устранением сезонного фактора, на раскрываемом окне с I квартала 2015 по IV квартал 2023 г. RMSE рассчитывается для всех трех наукастов.

5. Результаты

5.1. Помесячный индикатор номинального ВВП

Во всех вариантах расчета прироста квартального номинального ВВП год к году с точки зрения устойчивости положительно выделяются следующие подходы: «chow-lin-maxlog»; «chow-lin-minrss-quilis»; «litterman-maxlog» и «litterman-minrss». Они показывают самую большую устойчивость в динамике показателя как к добавлению новых данных, так и к пересмотрам статистики. При этом результаты этих четырех подходов относительно близки по выбранным метрикам. Для расчета прироста квартального номинального ВВП «квартал к кварталу» с исключением сезонного фактора с положительной стороны показали себя подходы «dynamic-maxlog» и «dynamic-fixed».

Чтобы выбрать лучший метод наукаста, рассчитываем среднеквадратичное отклонение значения наукаста от фактического значения. Для темпов роста «год к году» лучшие результаты продемонстрировал метод «chow-lin-maxlog». Сравнения наукастов с фактом

представлено на рисунках 2–5. Стоит отметить отсутствие периодов, в которых наукаст прироста номинального ВВП был бы противоположен по знаку фактическому.

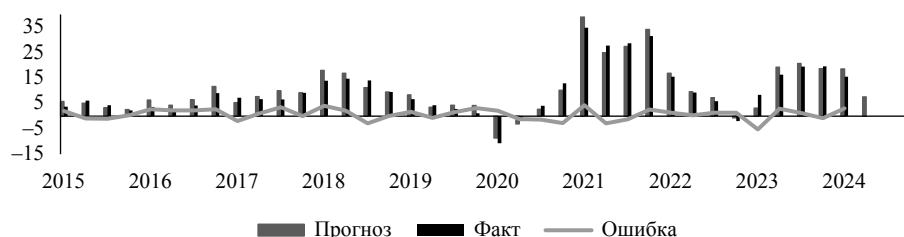


Рис. 2. Прирост г/г индикатора и фактического значения
квартального номинального ВВП, в %

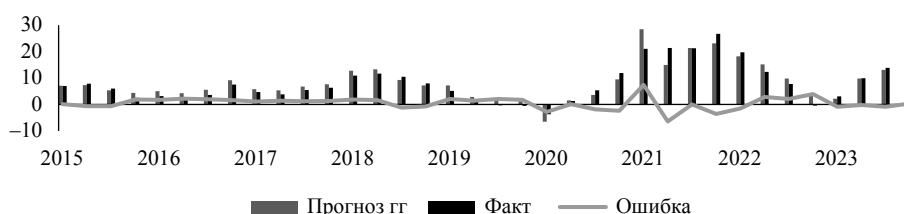


Рис. 3. Прирост г/г индикатора и фактического значения
квартального дефлятора ВВП, в %

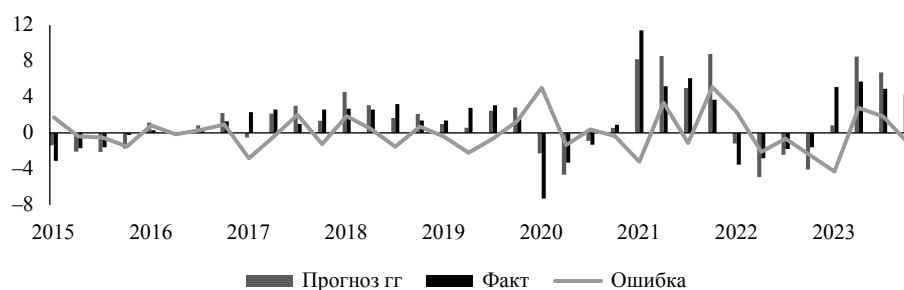


Рис. 4. Прирост г/г индикатора (обратным счетом)
и фактического значения реального ВВП, в %

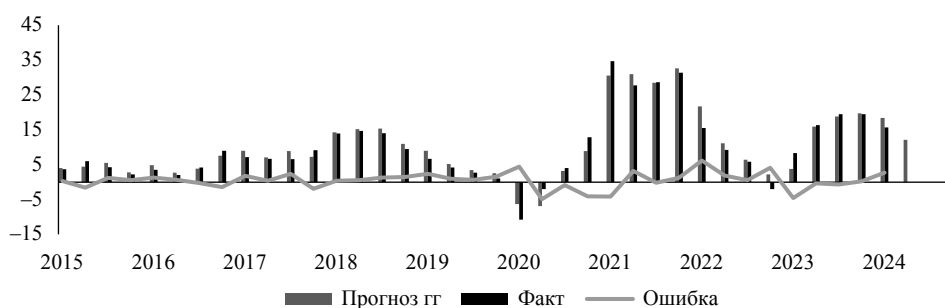


Рис. 5. Прирост г/г индикатора квартального номинального ВВП,
рассчитанного на секвенциальных данных, и его фактического значения, в %

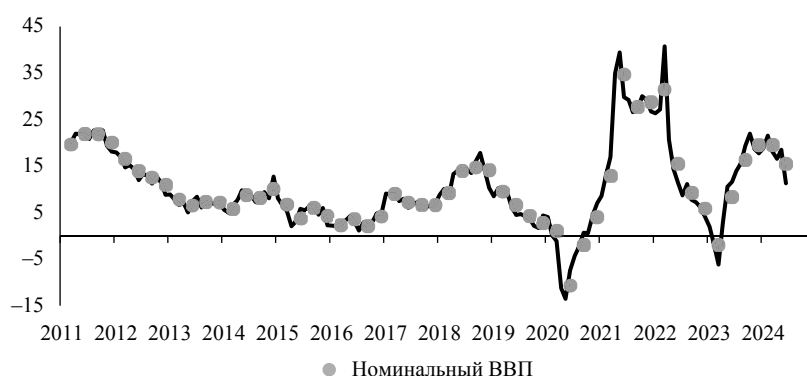


Рис. 6. Индикатор номинального ВВП и прирост номинального ВВП г/г, в %

Если использовать приросты сезонно скорректированных квартальных показателей, то ошибка наукаста оказывается несколько выше. На рисунке 5 приведены квартальные приросты наукастов номинального ВВП, переведенные в годовые темпы прироста для сопоставимости с рис. 2.

Таким образом, в соответствии с выбранным критерием можно признать самым точным и устойчивым к добавлению новых точек и пересмотрам индикатор номинального ВВП, рассчитанный методом «chow-lin-maxlog» на основе данных «год к году». На рисунке 6 представлены приросты фактических значений квартального номинального ВВП и рассчитанный индикатор.

5.2. Наукаст номинального ВВП

Результаты проделанных тестов можно увидеть в таблицах 1 и 2. Для оценки качества модели представлено отношение RMSE прогнозов моделей к RMSE наивного прогноза и указана значимость теста Диболда–Мариано.

Наилучшей спецификацией по RMSE (в терминах восстановленных темпов «год к году») оказалась комбинация прогнозов фактора с помощью DFM модели с последующим темпоральным дезагрированием методом «dynamic-fixed» на данных в терминах «квартал к кварталу» с исключением сезонного фактора. Качество прогноза на двух подвыборках оценивалось отдельно: до 2022 г. и после него (включительно). Точность прогноза и при использовании на временном периоде после 2022 г. остается высокой.

Заметим, что ощутимая доля ошибки приходится на наукаст II квартала 2022 г. (см. рис. 7). Это связано с тем, что произошедший шок привел к активному движению средств по счетам, напрямую не связанным с экономической деятельностью, что нарушило предпосылку об устойчивости «задвоения» потоков. Заметим при этом, что такие шоки непредсказуемы для многих моделей.

На рисунке 8 представлены наукасты по кварталам для секвенциальных темпов роста ВВП.

Проведенный анализ указывает на возможность применения данных для анализа номинального ВВП и возможность оперативно выносить суждения относительно динамики номинального ВВП значительно раньше выхода официальной статистики.

Таблица 1. Относительные RMSE моделей к наивному прогнозу и результаты теста Диболда–Мариано для разных выборок и доступности месячных данных

Модель	Годы оценки	Кв/кв фактические данные (сезонно скорректированные)			Кв/кв винтажные данные (сезонно скорректированные)		
		1	2	3	1	2	3
ARIMA+temp.desagg.	2022–24	1.12**	0.92**	0.58***	0.97**	0.83***	0.65***
	2015–21	0.87***	0.34***	0.36***	0.98**	0.46***	0.49***
	2015–24	0.94**	0.55***	0.43***	0.98**	0.58***	0.54***
DFM+OLS	2022–24	1.21	0.89***	0.96***	1.30***	1.07***	1.18***
	2015–21	0.62***	0.63***	0.60***	0.61***	0.56***	0.55***
	2015–24	0.81***	0.70***	0.71***	0.84***	0.72***	0.76***
DFM+temp.desagg.	2022–24	0.54***	0.53***	0.49***	0.55***	0.64***	0.65***
	2015–21	0.26***	0.26***	0.39***	0.50***	0.51***	0.52***
	2015–24	0.42***	0.35***	0.35***	0.51***	0.54***	0.55***
MIDAS	2022–24	0.88***	1.02	1.09	0.95	1.07	1.09
	2015–21	0.63***	0.71***	1.31	0.61***	0.70***	1.37
	2015–24	0.70***	0.80***	1.26	0.71***	0.81***	1.30

Примечание. 1, 2, 3 — количество располагаемых на момент наукаста фактических месячных данных.

*** — $p < 0.01$; ** — $p < 0.05$.

Таблица 2. Относительные RMSE моделей к наивному прогнозу и результаты теста Диболда–Мариано для разных выборок и доступности месячных данных

Модель	Годы оценки	Г/г фактические данные (сезонно скорректированные)			Г/г винтажные данные (сезонно скорректированные)		
		1	2	3	1	2	3
ARIMA+temp.desagg.	2022–24	1.87	1.85	1.79	1.73	1.70	1.65
	2015–21	1.21	1.35	1.40	1.06	1.19	1.24
	2015–24	1.41	1.49	1.51	1.26	1.33	1.35
DFM+OLS	2022–24	2.07	1.52	1.58	2.93	2.76	2.48
	2015–21	1.43	1.59	2.16	1.96	1.98	2.03
	2015–24	1.64	1.57	2.01	2.24	2.20	2.15
DFM+temp.desagg.	2022–24	0.70***	0.46***	0.32***	0.61***	0.35***	0.27***
	2015–21	0.71***	0.62***	0.53***	0.78***	0.72***	0.66***
	2015–24	0.71***	0.58***	0.49***	0.74***	0.65***	0.58***
MIDAS	2022–24	1.05	0.95	0.92	1.01	0.79	0.72
	2015–21	1.07	1.06	1.45	0.89	0.91	1.51
	2015–24	0.99	1.03	1.39	0.94	0.92	1.33

Примечание. 1, 2, 3 — количество располагаемых на момент наукаста фактических месячных данных.

*** — $p < 0.01$.

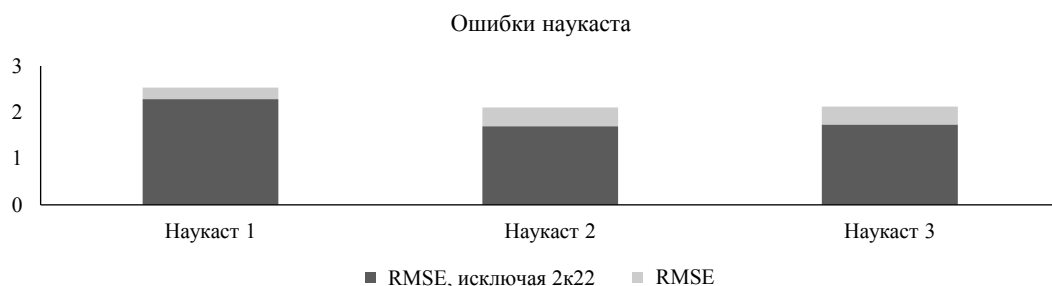


Рис. 7. RMSE наукаста номинального ВВП

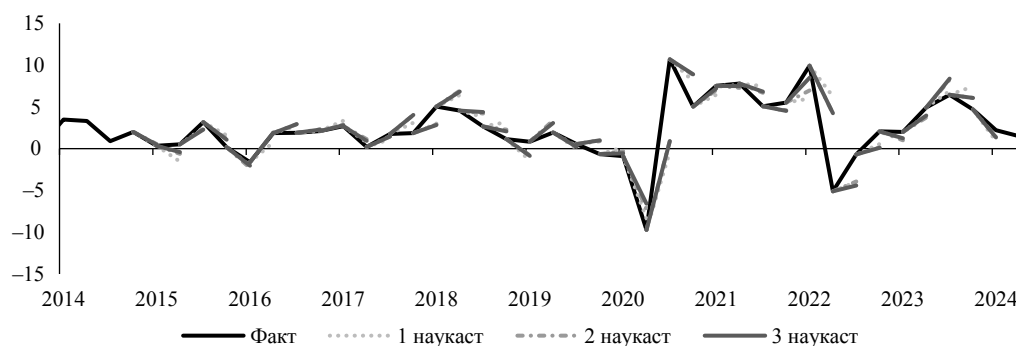


Рис. 8. Наукаст темпов роста номинального ВВП на раскрывающемся окне

6. Выводы

В настоящей работе рассмотрена возможность применения данных банковской отчетности для наукаста и построения помесечного индикатора номинального ВВП. Показано, что данные по ВВП, которые публикуются на квартальной основе с задержкой более чем в два месяца после окончания отчетного периода, могут быть оценены в течение этого периода на месячной основе. Подобный результат может внести определенный вклад в развитие макроэкономического анализа, в частности, анализа отраслей, зависящих именно от номинального значения ВВП.

Предлагаемые методы наукастинга ВВП с использованием данных банковской отчетности показывают высокую точность, что позволяет снижать неопределенность в оценке фискальных и монетарных импульсов за последние полгода, что может внести значительный вклад в определение оптимальной контрциклической политики. Месячный индикатор номинального ВВП может позволить точнее оценить макроэкономические связи для определения оптимальных политик. Также показан масштаб потенциала использования данных банковской отчетности для задач наукаста в России.

Список литературы

- Гареев М. Ю., Полбин А. В. (2022). Наукастинг: оценка изменения ключевых макроэкономических показателей с использованием методов машинного обучения. *Вопросы экономики*, 8, 133–157. DOI: 10.32609/0042-8736-2022-8-133-157.

- Жемков М. (2022). Оценка месячного индикатора ВВП методами темпорального дезагрегирования. *Деньги и кредит*, 81 (2), 79–104.
- Поршаков А. С., Пономаренко А. А., Сияков А. А. (2016). Оценка и прогнозирование ВВП России с помощью динамической факторной модели. *Журнал Новой экономической ассоциации*, 30 (2), 60–76. DOI: 10.2139/ssrn.5043879.
- Полбин А. В., Шумилов А. В. (2023). Прогнозирование инфляции в России с помощью TVP-модели с байесовским сжатием параметров. *Вопросы статистики*, 30 (4), 22–32. DOI: 10.34023/2313-6383-2023-30-4-22-32.
- Полбин А. В., Шумилов А. В. (2025). Науकाстиг и прогнозирование ВВП России и его компонентов с помощью квантильных моделей. *Прикладная эконометрика*, 79, 5–26. DOI: 10.22394/1993-7601-2025-79-5-26.
- Станкевич И. П. (2020). Сравнение методов наукастига макроэкономических индикаторов на примере российского ВВП. *Прикладная эконометрика*, 59, 113–127. DOI: 10.22394/1993-7601-2020-59-113-127.
- Фокин Н. Д. (2023). Науकाстиг и прогнозирование основных российских макроэкономических показателей с помощью MFBVAR-модели. *Экономическая политика*, 18 (3), 110–135. DOI: 10.18288/1994-5124-2023-3-110-135.
- Barbone L., Bodo G., Visco I. (1981). Costi e profitti nell'industria in senso stretto: Un'analisi su serie trimestrali, 1970–1980. *Bollettino della Banca d'Italia*, 36, 465–510.
- Barcellan R., Di Fonzo T., Raffaele D., Staplehurst V., Buono D. (2003). Ecotrim: A program for temporal disaggregation of time series. *Workshop on Quarterly National Accounts, Eurostat, Theme*, 2, 79–95.
- Barlas A. B., Mert S. G., Isa B. O., Ortiz A., Rodrigo T., Soybilgen B., Yazgan E. (2024). Big data financial transactions and GDP nowcasting: The case of Turkey. *Journal of Forecasting*, 43 (2), 227–248. DOI: 10.1002/for.3032.
- Bezemer D. J. (2010). Understanding financial crisis through accounting models. *Accounting, Organizations and Society*, 35 (7), 676–688. DOI: 10.1016/j.aos.2010.07.002.
- Bournay J., Laroque G. (1979). Réflexions sur la méthode d'élaboration des comptes trimestriels. *Annales de l'insée*, 3–30. DOI: 10.2307/20075332.
- Boyko V., Kislyak N., Nikitin M., Oborin O. (2020). Methods for estimating the gross regional product leading indicator. *Russian Journal of Money and Finance*, 79 (3), 3–29. DOI: 10.31477/rjmf.202003.03.
- Burca V., Mates D., Bogdan O. (2020). Analysis on the effects of quality of financial statements over GDP forecasting models: An empirical cross-country approach. *International Journal of Economics and Business Administration*, 8 (4), 683–698. DOI: 10.2478/sbe-2020-0056.
- Chapman J., Desai A. (2021). Using payments data to nowcast macroeconomic variables during the onset of COVID-19. *Staff Working Papers 21–2*. Bank of Canada. DOI: 10.34989/swp-2021-2.
- Chow G. C., Lin A. (1971). Best linear unbiased interpolation, distribution, and extrapolation of time series by related series. *The Review of Economics and Statistics*, 372–375. DOI: 10.2307/1928739.
- Dafermos Y., Nikolaidi M., Galanis G. (2017). A stock-flow-fund ecological macroeconomic model. *Ecological Economics*, 131, 191–207. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2016.08.013.
- Felber L., Beyeler S. (2023). Nowcasting economic activity using transaction payments data. *SNB Working Paper*, 01/2023. DOI: 10.2139/ssrn.4422430.
- Fernandez R. B. (1981). A methodological note on the estimation of time series. *The Review of Economics and Statistics*, 63 (3), 471–476. DOI: 10.2307/1924371.

- Galbraith J. W., Tkacz G. (2015). Nowcasting GDP with electronic payments data. *ECB Statistics Paper*, 10. DOI: 10.2866/444926.
- Gonçalves R. N. C. (2022). Nowcasting Brazilian GDP with electronic payments data. *Working Paper Series*, 564. *Banco Central do Brasil*.
- Gornostaev D., Ponomarenko A., Seleznev S., Sterkhova A. (2022). A real-time historical database of macroeconomic indicators for Russia. *Russian Journal of Money and Finance*, 81 (1), 88–103. DOI: 10.31477/rjmf.202201.88.
- Green C. J., Murinde V., Moore T. (2002). The flow of funds. *Finance and Development*, June.
- Konchitchki Y., Patatoukas P. N. (2014). Accounting earnings and gross domestic product. *Journal of Accounting and Economics*, 57 (1), 76–88. DOI: 10.1016/j.jacceco.2013.10.001.
- Koop G., McIntyre S., Mitchell J., Poon A. (2020). Reconciled estimates of monthly GDP in the US. *Discussion Paper DP-2020-16*. Economic Statistics Centre of Excellence, London. DOI: 10.2139/ssrn.4006477.
- Krantz S. (2023). Dynamic factor models a very short introduction. https://cran.r-project.org/web/packages/dfms/vignettes/dynamic_factor_models.pdf.
- Litterman R. B. (1983). A random walk, Markov model for the distribution of time series. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1 (2), 169–173. DOI: 10.1080/07350015.1983.10509336.
- Mikosch H., Solanko L. (2019). Forecasting quarterly Russian GDP growth with mixed-frequency data. *Russian Journal of Money and Finance*, 78 (1), 19–35. DOI: 10.31477/rjmf.201901.19.
- Quilis E. M. (2013). A Matlab library of temporal disaggregation and interpolation methods. Madrid: Ministry of Economy and Competitiveness. <https://back.nber.org/appendix/w22279/analysis/code/TD/TD.pdf>.
- Sax C., Steiner P. (2013). Temporal disaggregation of time series. *The R Journal*, 5 (2), 80–88. DOI: 10.32614/RJ-2013-028.
- Santos Silva J. M. C., Cardoso F. N. (2001). The Chow–Lin method using dynamic models. *Economic Modelling*, 18 (2), 269–280. DOI: 10.1016/S0264-9993(00)00039-0.
- Zhemkov M. (2021). Nowcasting Russian GDP using forecast combination approach. *International Economics*, 168, 10–24. DOI: 10.1016/j.inteco.2021.07.006.

Поступила в редакцию 10.11.2025;
принята в печать 13.02.2026

Приложение. Модели темпорального дезагрегирования

Работы	Сокращения
Chow, Lin (1971)	chow-lin-maxlog
Barcellan et al. (2003)	chow-lin-minrss-ecotrim
Quilis (2013)	chow-lin-minrss-quilis
Litterman (1983)	litterman-maxlog
Litterman (1983)	litterman-minrss
Fernandez (1981)	fernandez
Bournay, Laroque (1979)	dynamic-maxlog
Barbone et al. (1981)	dynamic-minrss
Santos Silva, Cardoso (2001)	dynamic-fixed

Finagin M. I., Miroshnichenko D. V. Monthly indicator and nowcast of nominal GDP with flow of funds. *Applied Econometrics*, 2026, v. 82, pp. 105–123.

DOI: 10.22394/1993-7601-2026-82-105-123.

Matvey Finagin

HSE University; Bank of Russia, Moscow, Russian Federation;
matfinagin@yandex.ru

Dmitriy Miroshnichenko

Bank of Russia, Moscow, Russian Federation;
dm_inf@icloud.com

Monthly indicator and nowcast of nominal GDP with flow of funds

We construct a monthly indicator and produce a nowcast of nominal GDP in Russia using operational data. The data used are bank statements and the ruble price of Russian oil. This approach allows for the nowcast of nominal GDP ahead of official statistics by 3–5 months. Nominal GDP data is published by Rosstat only on a quarterly basis and with a significant delay after the reporting quarter. Therefore, high-frequency and operational assessment of the indicator is important for assessing macroeconomic dynamics. It is also relevant for analysing sectors such as fiscal, financial, and external. We use statistics of the 0409101 form “Revolving statement of accounting accounts of a credit institution” as bank reporting data. To assess the quality of the models, we consider indicators of the indicator’s variability over time and the accuracy of the GDP. Model performance accuracy is assessed using both actual and vintage data. The paper uses models of temporal disaggregation, MIDAS, and the DFM model.

Keywords: nominal GDP; temporal disaggregation; flow-of-funds; DFM; nowcast; forecasting.

JEL classification: E27; E52; E58.

References

- Barbone L., Bodo G., Visco I. (1981). Costi e profitti nell’industria in senso stretto: Un’analisi su serie trimestrali, 1970–1980. *Bollettino della Banca d’Italia*, 36, 465–510.
- Barcellan R., Di Fonzo T., Raffaele D., Staplehurst V., Buono D. (2003). Ecotrim: A program for temporal disaggregation of time series. *Workshop on Quarterly National Accounts, Eurostat, Theme, 2*, 79–95.
- Barlas A. B., Mert S. G., Isa B. O., Ortiz A., Rodrigo T., Soybilgen B., Yazgan E. (2024). Big data financial transactions and GDP nowcasting: The case of Turkey. *Journal of Forecasting*, 43 (2), 227–248. DOI: 10.1002/for.3032.
- Bezemer D. J. (2010). Understanding financial crisis through accounting models. *Accounting, Organizations and Society*, 35 (7), 676–688. DOI: 10.1016/j.aos.2010.07.002.
- Bournay J., Laroque G. (1979). Réflexions sur la méthode d’élaboration des comptes trimestriels. *Annales de l’insée*, 3–30. DOI: 10.2307/20075332.
- Boyko V., Kislyak N., Nikitin M., Oborin O. (2020). Methods for estimating the gross regional product leading indicator. *Russian Journal of Money and Finance*, 79 (3), 3–29. DOI: 10.31477/rjmf.202003.03.

- Burca V., Mates D., Bogdan O. (2020). Analysis on the effects of quality of financial statements over GDP forecasting models: An empirical cross-country approach. *International Journal of Economics and Business Administration*, 8 (4), 683–698. DOI: 10.2478/sbe-2020-0056.
- Chapman J., Desai A. (2021). Using payments data to nowcast macroeconomic variables during the onset of COVID-19. *Staff Working Papers 21–2*. Bank of Canada. DOI: 10.34989/swp-2021-2.
- Chow G. C., Lin A. (1971). Best linear unbiased interpolation, distribution, and extrapolation of time series by related series. *The Review of Economics and Statistics*, 372–375. DOI: 10.2307/1928739.
- Dafermos Y., Nikolaidi M., Galanis G. (2017). A stock-flow-fund ecological macroeconomic model. *Ecological Economics*, 131, 191–207. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2016.08.013.
- Felber L., Beyeler S. (2023). Nowcasting economic activity using transaction payments data. *SNB Working Paper*, 01/2023. DOI: 10.2139/ssrn.4422430.
- Fernandez R. B. (1981). A methodological note on the estimation of time series. *The Review of Economics and Statistics*, 63 (3), 471–476. DOI: 10.2307/1924371.
- Fokin N. D. (2023). Nowcasting and forecasting of key Russian macroeconomic indicators using an MFBVAR model. *Economic Policy*, 18 (3), 110–135 (in Russian). DOI: 10.18288/1994-5124-2023-3-110-135.
- Galbraith J. W., Tkacz G. (2015). Nowcasting GDP with electronic payments data. *ECB Statistics Paper*, 10. DOI: 10.2866/444926.
- Gareev M. Y., Polbin A. V. (2022). Nowcasting Russia's key macroeconomic variables using machine learning. *Voprosy Ekonomiki*, 8, 133–157 (in Russian). DOI: 10.32609/0042-8736-2022-8-133-157.
- Gonçalves R. N. C. (2022). Nowcasting Brazilian GDP with electronic payments data. *Working Paper Series*, 564. Banco Central do Brasil.
- Gornostaev D., Ponomarenko A., Seleznev S., Sterkhova A. (2022). A real-time historical database of macroeconomic indicators for Russia. *Russian Journal of Money and Finance*, 81 (1), 88–103. DOI: 10.31477/rjmf.202201.88.
- Green C. J., Murinde V., Moore T. (2002). The flow of funds. *Finance and Development*, June.
- Konchitchki Y., Patatoukas P. N. (2014). Accounting earnings and gross domestic product. *Journal of Accounting and Economics*, 57 (1), 76–88. DOI: 10.1016/j.jacceco.2013.10.001.
- Koop G., McIntyre S., Mitchell J., Poon A. (2020). Reconciled estimates of monthly GDP in the US. *Discussion Paper DP-2020-16*. Economic Statistics Centre of Excellence, London. DOI: 10.2139/ssrn.4006477.
- Krantz S. (2023). Dynamic factor models a very short introduction. https://cran.r-project.org/web/packages/dfms/vignettes/dynamic_factor_models.pdf.
- Litterman R. B. (1983). A random walk, Markov model for the distribution of time series. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1 (2), 169–173. DOI: 10.1080/07350015.1983.10509336.
- Mikosch H., Solanko L. (2019). Forecasting quarterly Russian GDP growth with mixed-frequency data. *Russian Journal of Money and Finance*, 78 (1), 19–35. DOI: 10.31477/rjmf.201901.19.
- Polbin A. V., Shumilov A. V. (2023). Forecasting inflation in Russia using a TVP model with Bayesian shrinkage. *Voprosy statistiki*, 30 (4), 22–32 (in Russian). DOI: 10.34023/2313-6383-2023-30-4-22-32.
- Polbin A., Shumilov A. (2025). Nowcasting and forecasting Russian GDP and its components using quantile models. *Applied Econometrics*, 79, 5–26 (in Russian). DOI: 10.22394/1993-7601-2025-79-5-26.

- Porshakov A. S., Ponomarenko A. A., Sinyakov A. A. (2016). Nowcasting and short-term forecasting of Russian GDP with a dynamic factor model. *Journal of the New Economic Association*, 30 (2), 60–76 (in Russian). DOI: 10.2139/ssrn.5043879.
- Quilis E. M. (2013). A Matlab library of temporal disaggregation and interpolation methods. Madrid: Ministry of Economy and Competitiveness. <https://back.nber.org/appendix/w22279/analysis/code/TD/TD.pdf>.
- Santos Silva J. M. C., Cardoso F. N. (2001). The Chow–Lin method using dynamic models. *Economic Modelling*, 18 (2), 269–280. DOI: 10.1016/S0264-9993(00)00039-0.
- Sax C., Steiner P. (2013). Temporal disaggregation of time series. *The R Journal*, 5 (2), 80–88. DOI: 10.32614/RJ-2013-028.
- Stankevich I. (2020). Comparison of macroeconomic indicators nowcasting methods: Russian GDP case. *Applied Econometrics*, 59, 113–127 (in Russian).
- Zhemkov M. (2021). Nowcasting Russian GDP using forecast combination approach. *International Economics*, 168, 10–24. DOI: 10.1016/j.inteco.2021.07.006.
- Zhemkov M. (2022). Assessment of monthly GDP growth using temporal disaggregation methods. *Russian Journal of Money and Finance*, 81 (2), 79–104 (in Russian). DOI: 10.22394/1993-7601-2020-59-113-127.

Received 10.11.2025; accepted 13.02.2026