

Международный научно-исследовательский журнал

«Прогрессивная экономика»

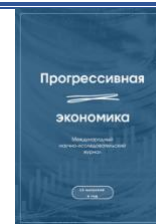
№ 12 / 2025 https://progressive-economy.ru/vypusk_1/kratkosrochnoe-prognozirovanie-regionalnogo-vypuska-s-ispolzovaniem-dannyh-monitoringa-predpriyatij-i-finansovyh-potokov-banka-rossii/

Научная статья / Original article

Шифр научной специальности ВАК: 5.2.3

УДК 37.014

DOI: 10.54861/27131211_2025_12_219



КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РЕГИОНАЛЬНОГО ВЫПУСКА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ДАННЫХ МОНИТОРИНГА ПРЕДПРИЯТИЙ И ФИНАНСОВЫХ ПОТОКОВ БАНКА РОССИИ

*Зверева В.А., аспирант, Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики»; экономический советник, Банк России,
г. Москва, Россия*

ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-7484-1459>

Аннотация. Целью исследования является разработка универсального подхода к краткосрочному прогнозированию выпуска на региональном уровне на примере Центрального федерального округа (ЦФО) с учетом его отраслевой специфики и данных ежемесячных опросов предприятий, проводимых Банком России. Результаты исследования позволили получить более точные в сравнении с простой ARIMA-моделью, а также моделями, в которых не используются данные опросов предприятий, высокочастотные и опережающие (на 1-3 месяца) оценки выпуска в макрорегионе. Полученные на ежемесячных данных с 2018 по 2024 гг. по модели с распределенными лагами ARDL оценки указывают на значимое положительное влияние на динамику выпуска ожиданий предприятий по производству и спросу на 3 месяца, а также изменения входящих финансовых потоков. В отраслевом разрезе в работе удалось получить свое уравнение спецификации для каждой из базовых отраслей макрорегиона на основе отбора значимых показателей для динамики выпуска, а также матрицы межотраслевых взаимодействий. При этом точность прогноза, а именно среднеквадратичное отклонение, для каждой отрасли не превысило 0,1 на исследуемом временном интервале. Полученные оцененные и прогнозные значения выпуска как сумма взвешенных отраслей хорошо аппроксимируют шоковые события в экономике: как кризис 2020 года, так и усиление санкционного давления в 2022 году. Практическая значимость работы состоит в развитии прогнозирования выпуска в региональном разрезе с учетом оценок предприятий и опережающих данных по финансовым потокам. Представленный подход может быть применен к другим макрорегионам, где динамика выпуска довольно сильно отличается от ВВП России и деагрегация ВРП на его основе может быть неэффективной. Кроме того, представленную в исследовании модель можно оценить для каждого из регионов России с учетом их отраслевой структуры.



Ключевые слова: краткосрочное прогнозирование выпуска, региональная неоднородность, опережающие индикаторы.

Конфликт интересов. Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Зверева В.А. Краткосрочное прогнозирование регионального выпуска с использованием данных мониторинга предприятий и финансовых потоков Банка России // Прогрессивная экономика. 2025. № 12. С. 219–251. https://doi.org/10.54861/27131211_2025_12_219.

Статья поступила в редакцию: 09.11.2025 г. Одобрена после рецензирования: 19.12.2025 г. Принята к публикации: 20.12.2025 г.

SHORT-TERM FORECASTING OF REGIONAL OUTPUT USING DATA FROM THE BANK OF RUSSIA'S MONITORING OF ENTERPRISES AND FINANCIAL FLOWS

Zvereva V.A., Graduate Student, National Research University Higher School of Economics; Economic Advisor, Bank of Russia, Moscow, Russia
ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-7484-1459>

Abstract. The aim of this study is to develop a universal approach to short-term output forecasting at the regional level using the Central Federal District as an example, taking into account its industry specifics and monthly enterprise survey data conducted by the Bank of Russia. The results of the study yielded more accurate high-frequency and leading (1-3 months) estimates of output in the macroregion compared to a simple ARIMA model, as well as models that do not use enterprise survey data. Estimates obtained using the ARDL distributed lag model based on monthly data from 2018 to 2024 indicate a significant positive impact on output dynamics from enterprise production and demand expectations for three months, as well as changes in incoming financial flows. In terms of industry breakdown, the study was able to derive a specification equation for each of the macroregion's core industries based on the selection of significant indicators for output dynamics, as well as a matrix of inter-industry interactions. Moreover, the forecast accuracy, namely the standard deviation, for each industry did not exceed 0.1 over the studied time interval. The resulting estimated and forecasted output values, as the sum of the weighted industries, well approximate shock events in the economy: both the 2020 crisis and the intensification of sanctions in 2022. The practical significance of this study lies in the development of output forecasting at a regional level, taking into account enterprise estimates and leading data on financial flows. The presented approach can be applied to other macroregions where output dynamics differ significantly from Russia's GDP and disaggregating GRP based on it may be ineffective. Furthermore, the model presented in the study can be evaluated for each of Russia's regions, taking into account their industry structure.

Keywords: short-term output forecasting, regional heterogeneity, leading indicators.

JEL classification: C25, G21, G28, G32, G33.



Conflict of interest. The author declares that there is no conflict of interest.

For citation: Zvereva V.A. (2025). Kratkosrochnoe prognozirovanie regionalnogo vypuska s ispolzovaniem dannykh monitoringa predpriyatiy i finansovykh potokov Banka Rossii [Short-term forecasting of regional output using data from the Bank of Russia's monitoring of enterprises and financial flows]. Progressivnaya ekonomika [Progressive Economy], 12, 219–251, https://doi.org/10.54861/27131211_2025_12_219 (In Russ., abstract in Eng.)

The article was submitted to the editorial office: 09/11/2025. Approved after review: 19/12/2025. Accepted for publication: 20/12/2025.

Введение

Прогнозирование динамики экономической активности является важнейшим элементом макроэкономического анализа и стратегического планирования на уровне национальной экономики. Повышения точности прогноза выпуска в отраслевом и региональном разрезах становится особенно актуальными вопросом для макроэкономического анализа и разработки более эффективных мер экономической политики. Одним из основных направлений в данном контексте является метод наукастинга, который предполагает разработку краткосрочных прогнозных моделей, ориентированных на восстановление информации о динамике выпуска за последние несколько месяцев в условиях, когда официальная статистика выходит с большим временным лагом. Использование современных методов прогнозирования на основе опережающих индикаторов, таких как данные опросов предприятий и финансовые потоки бизнеса, позволяет значительно повысить точность прогнозов и расширить сферу применения опросных данных [1; 2; 3].

Цель данного исследования заключается в разработке методологии для краткосрочного прогнозирования отраслевого и регионального выпуска в России с использованием высокочастотных данных опросов предприятий и финансовых потоков Банка России. В качестве примера рассматривается Центральный федеральный округ (далее – ЦФО), характеризующийся диверсифицированной отраслевой структурой, а также высокой концентрацией финансовых и трудовых ресурсов. В рамках работы будет рассмотрено влияние данных опережающих индикаторов, таких как результаты опросов предприятий, а также отраслевых финансовых потоков на точность прогнозов для различных отраслей экономики на горизонтах от 1 до 3 месяцев. Предложенная методология позволит значительно повысить точность прогнозов и наукастинга выпуска в отраслевом и региональном разрезах, что будет иметь практическую значимость в том числе для разработки мер денежно-кредитной политики Центрального Банка.

Актуальность исследования обусловлена необходимостью учета динамично меняющихся экономических условий в России, где стандартные методы прогнозирования, основанные на официальной статистике, часто оказываются недостаточно оперативными. В частности, официальные данные



о выпуске, предоставляемые государственными статистическими органами, публикуются с временными лагами, что существенно ограничивает их применимость для принятия своевременных решений в сфере экономической политики. В таких условиях особенно важным становится использование данных, которые позволяют оперативно отслеживать текущие изменения в экономической активности, например, информация, полученная через опросы предприятий, проводимые Банком России и другими институтами.

В отличие от официальной статистики, опросы предприятий предоставляют информацию, которая позволяет точно фиксировать текущее состояние и ожидания участников рынка, что повышает эффективность анализа текущих экономических трендов. Эти данные становятся важным дополнением к традиционным методам прогнозирования.

Обзор литературы

Основная сложность в прогнозировании валового регионального продукта (далее – ВРП) макрорегиона состоит в том, что, во-первых, данные по выпуску (ВРП) имеют только годовую периодичность, во-вторых, публикуются с двухлетним лагом. На данный момент в российской литературе и мировой практике существует ряд подходов к наукастингу и краткосрочному прогнозированию выпуска.

Первая группа моделей – это модели связующих уравнений (bridge equation models) [4; 5; 6], которые опираются на стандартные линейные регрессии, где в качестве предикторов выступают различные опережающие индикаторы, усредненные по кварталам. Другой популярной моделью является динамическая факторная модель (DFM), которая из базы широкого набора данных выделяет несколько общих факторов и на их основе осуществляет краткосрочный прогноз [7; 8]. Следующим блоком моделей является модели смешанной частотности (Mixed data sampling – MIDAS, MF-VAR), которые в своей спецификации также используют, как правило, высокочастотные опережающие индикаторы, но без каких-либо преобразований [9; 10; 11].

Каждый метод имеет свои преимущества и недостатки. В моделях, которые опираются на усредненные по кварталам предикторы, недостатком становится вес каждого месяца в квартале при усреднении. В моделях без усреднения возникает перепараметризация, так как частотность предикторов, а значит и число лагов, не сопоставимо по числу наблюдений с зависимой переменной, которая имеет более низкую частотность. Другая особенность в прогнозировании выпуска возникает в рамках отраслевого разреза. Для одних отраслей более точными моделями оказываются те, которые используют текущие значения показателей экономической активности, в то время как другие лучше описываются инерционными моделями. Таким образом, оказывается сложным выбрать какую-то конкретную модель. Поэтому в мировой практике стали использовать комбинированные прогнозы [12]. В



работе [13] используется метод комбинирования прогнозов, который заключается в усреднении полученных несколькими способами результатов, для прогнозирования темпов экономического роста с помощью нескольких типов моделей: ARMA-модели, DFM-модели, DMA-модели, DMS-модели и FAVAR-модели. Автор показывает, что использование комбинированного прогноза оказывается не значительно лучше по точности по сравнению с использованием только одной модели.

При этом очень мало внимания в литературе уделяется прогнозированию выпуска в отраслевом разрезе и с использованием опережающих индикаторов в виде данных опросов предприятий [7]. Большинство моделей включают в себя большое число предикторов, но при этом игнорируют необходимость оценки вклада каждого фактора, отбора значимых показателей и учета секторальных тенденций. В данном исследовании ставится цель повысить качество краткосрочного прогноза выпуска на уровне макрорегионов благодаря декомпозиции выпуска на основные отрасли и прогнозирования динамики в них с использованием опережающих индикаторов, в том числе данных Мониторинга предприятий.

В исследовательской практике вопрос оценки макроэкономических показателей России изучен довольно слабо. Например, в статье [14] рассматривается вопрос наукастинга российского ВВП с помощью большого разнообразия моделей: связующие уравнения, MIDAS-модели, U-MIDAS-модели. Также авторы рассматривают возможность, как включения только данных одной периодичности, так и переменных смешанной частоты, делая акцент на выборе наиболее важных для краткосрочного прогнозирования ВВП переменных. Работа [15] основана на наукастинге темпов роста ВВП России с помощью DFM-моделей, моделей случайного блуждания, связующих уравнений и разделения факторов на четыре основные группы: «опережающие показатели», «показатели реального сектора», «финансовые показатели» и «показатели внешнего сектора». Авторами было показано, что качество прогноза улучшается по мере выхода промежуточной статистики и переоценки уже полученных данных в рамках рассматриваемого периода. В работе [16] сравниваются методы для наукастинга макропоказателей на примере ВВП России: различные вариации MIDAS-моделей и MFBVAR-модели с априорным распределением Миннесоты, а в работе [17] схожий набор методов используется уже для наукастинга компонент ВВП, что подтверждает целесообразность прогнозирования выпуска на основе отдельных составляющих. В работе [18] для наукастинга основных макроэкономических индикаторов используется ряд стандартных моделей машинного обучения.

Теоретическое обоснование агрегирования прогнозов было положено еще в 1970-80 гг. и базируется на асимптотической теории, при этом если известен процесс генерации данных, то дезагрегированный прогноз будет



иметь меньшую ошибку прогноза [19]. Европейский валютный союз возродил интерес к теме агрегирования прогнозов. Были приняты два различных подхода. Традиционный подход заключается в построении дезагрегированных прогнозов и объединении их в один. В нескольких работах [20; 21] предлагают альтернативный способ включения дезагрегатов непосредственно в итоговую модель. Авторами на примере данных США показано, что на более длинной выборке включение дезагрегированных данных повышает точность прогноза. Во второй статье используется моделирование по методу Монте - Карло, в ней авторами подчеркивается ключевая роль, которую играет неопределенность оценок в определении траектории прогноза, и значимость выбора моделей. При этом [19] считает, что, хотя учет дезагрегированной информации теоретически должен улучшить качество прогноза, включение большого количества разукрупненных данных может привести к большей ошибке оценивания и ошибке спецификации, что в конечном итоге приведет к потере эффективности.

В исследовании [22] было обнаружено, что агрегирование приводит к повышению качества прогнозов инфляции для Португалии. Модели, используемые авторами, также являются обычными моделями прогнозирования временных рядов (например, модель с распределенным лагом), но объем доступных данных больше, чем в предыдущих исследованиях по Еврозоне. Комбинирование прогнозов также рассматривалось в контексте прогнозирования выпуска. [23] прогнозируют годовые темпы роста 18 промышленно-развитых стран, используя агрегированный и дезагрегированный подход. При этом наилучшими по качеству также признают прогнозы, полученные на основе дезагрегированного подхода. [24] прогнозируют цены и показатели деловой активности путем агрегирования моделей для конкретных стран. Авторы полагают, что точность прогноза повышается, когда комбинируются модели для конкретных стран. Это также подтверждает необходимость проверки гипотезы об изменении точности прогноза на уровне не только отдельных стран, но и регионов.

Полученные результаты подтверждают целесообразность развития методов краткосрочного прогноза с использованием отраслевых данных и опросов бизнеса [25; 26], так как в целом это позволяет повысить точность прогноза в сравнении с простыми ARIMA моделями, учитывающими только предысторию. Далее будет более подробно представлено описание используемых данных и метода оценки вклада выбранных факторов в динамику регионального выпуска на примере Центрального федерального округа. В дальнейшем исследованиях эти оценки можно повторить и для других макрорегионов, а вместе с тем для России в целом.

Гипотезы исследования

В рамках работы с использованием данных Мониторинга предприятий Банка России, а также показателей финансовых потоках бизнеса в отраслевом разрезе будут проверены следующие гипотезы, связывающие качество краткосрочного прогнозирования выпуска в отраслевом и региональном разрезе с опережающими индикаторами.

Гипотеза 1. Ожидания предприятий по производству и спросу на 3 месяца вносят значимый и положительный вклад в динамику выпуска в отраслевом разрезе.

Гипотеза 2. Данные о финансовых потоках бизнеса могут быть использованы в качестве опережающего индикатора выпуска в региональном и отраслевом разрезе.

Гипотеза 3. Учет региональных и секторальных тенденций повышает качество краткосрочного прогноза в сравнении с моделями, которые учитывают только предысторию.

Материалы и методы

В качестве зависимой переменной в моделях использовались данные о месячных темпах прироста выпуска в девяти базовых отраслях – переменная y_{itk} , где i – это номер региона (в данном случае рассматривается только макрорегион ЦФО), t – такт времени с января 2018 по март 2024 гг., k – это номер отрасли (от 1 до 9 включительно):

- 1) Обрабатывающая промышленность,
- 2) Добывающая промышленность,
- 3) Водоснабжение,
- 4) Электроснабжение,
- 5) Строительство,
- 6) Оптовая торговля,
- 7) Розничная торговля,
- 8) Сельское хозяйство,
- 9) Услуги.

Все данные предварительно сезонно корректируются в статистическом пакете JDemetra+ с использованием метода TRAMO-SEATS.

Отдельно была рассмотрена модель с использованием данных в разрезе всех основных отраслей обрабатывающей промышленности, что позволяет сильнее углубиться в отраслевую специфику и учесть секторальные тенденции, например, тот факт, что в экономику ЦФО большой вклад вносит производство пищевых продуктов, особенно в Москве и Московской области, автомобилей в Калужской области, нефтепродуктов в Ярославской и Рязанской областях и т.д.

Одним из ограничений при этом стала проблема двойного счета и того, что многие из вышеперечисленных отраслей являются эндогенными, то есть промежуточный продукт одной отрасли активно используется другими



отраслями. Для борьбы с этой проблемой веса отраслей в совокупном выпуске были скорректированы с использованием данных матрицы межотраслевого взаимодействия, где представлены доли промежуточного потребления в процентах к итогу по экономике (медиана) (Таблица 1). В качестве весов для оценки совокупного выпуска, как взвешенного по основным отраслям, использовались данные о структуре ВРП ЦФО за 2022 г. для того, чтобы учесть особенности экономики макрорегиона. Так, вес наиболее эндогенных отраслей (обрабатывающей промышленности, оптовой торговли) в совокупном выпуске уменьшается на долю промежуточного потребления других отраслей, которые максимально используют продукты данной отрасли, как промежуточные.

Таблица 1

Матрица межотраслевого взаимодействия

Table 1

The matrix of intersectoral cooperation

Отрасли	Добыча	с/х	ЭГПиВ	Транспорт	Торговля	Обработка	Строитель- ство	Недвижим ость	Финансы	Прочие
Добыча	1,1	0,0	1,0	0,1	0,2	5,7	0,2	0,0	0,0	0,1
с/х	0,0	1,4	0,0	0,0	0,0	3,0	0,0	0,0	0,0	0,2
ЭГПиВ	0,4	0,1	3,7	0,5	0,4	2,1	0,1	0,5	0,0	1,0
Транспорт	1,1	0,2	0,2	2,8	3,4	2,8	0,4	0,0	0,0	1,1
Торговля	0,2	0,4	1,0	0,5	0,9	3,2	0,9	0,2	0,0	0,9
Обработка	1,1	1,4	0,7	2,2	1,2	17,0	4,5	0,5	0,1	3,6
Строительство	0,3	0,0	0,1	0,2	0,1	0,3	0,4	0,4	0,0	1,2
Недвижимость	0,4	0,0	0,1	0,8	1,9	0,4	0,1	1,0	0,2	1,2
Финансы	0,2	0,1	0,2	0,4	0,6	0,9	0,3	0,1	0,9	0,7
Прочие	0,5	0,1	0,3	1,0	1,9	1,6	0,6	0,4	0,5	5,3

Источник: составлено автором по данным Росстата

Source: compiled by the author according to Rosstat data

По строкам таблицы размещены отрасли, производящие продукцию, по столбцам – потребляющие ее, а на пересечении – объем потребления. Следует отметить, что структура промежуточного потребления остается относительно стабильной даже в кризисные периоды (2015, 2020). Важной предпосылкой в данном случае выступает то, что, чем меньше отрасль использует промежуточного продукта других отраслей, тем менее она зависима от изменения их выпуска, при этом верно и обратное. В рамках данного анализа будем считать ее менее эндогенной.

В качестве объясняющих переменных (x_{itk}) используются не только статистические данные об объеме выпуска в данной отрасли, но и

опережающие индикаторы, включающие в том числе проводимые опросы предприятий. Это позволяет, проверив значимость и оценив направление влияние опережающего индикатора для каждой отрасли, понять, на какие показатели можно опираться при краткосрочном прогнозе выпуска. В число факторов вошли: оценки предприятий в части ожидаемого на ближайшие 3 месяца объема производства из Мониторинга предприятий Банка России; оценки предприятий в части ожидаемого на ближайшие 3 месяца спроса на их продукцию из Мониторинга предприятий Банка России; месячные темпы роста входящих и исходящих финансовых потоков в отраслевом разрезе.

В таблице 2 представлены основные переменные, используемые в моделях с распределенным лагом для каждой отрасли, а также источники данных. Учет преимущественно опросных данных и опережающих индикаторов позволяет оценить качество прогноза выпуска именно на основе представленного круга показателей, которые ранее не были широко распространены в эмпирических исследованиях.

Таблица 2

Описание основных переменных

Table 2

Description of the main variables

Название показателя	Частота и разрез	Используется в уровнях или в темпах	Стационарность	Сезонная корректировка	Источник данных
Ежемесячные темпы роста выпуска в базовых отраслях и отраслях обрабатывающей промышленности	Месячная, региональный	Темпы роста	Ряд стационарен	Да	Росстат
Оценки предприятий в части ожидаемого объема производства и спроса на следующие 3 месяца	Месячная, региональный	Уровни	Ряд стационарен	Да	Банк России
Оценки предприятий в части условий банковского кредитования	Месячная, региональный	Уровни	Ряд стационарен	Да	Банк России
Оценки предприятий в части издержек производства	Месячная, региональный	Уровни	Ряд стационарен	Да	Банк России
Темпы роста финансовых потоков бизнеса	Месячная, региональный	Темпы роста	Ряд стационарен	Да	Банк России

Источник: составлено автором

Source: compiled by the author

Касаясь данных опросов бизнеса, следует отметить, что в выборку Мониторинга предприятий Банка России на сегодняшний день входит не менее 15000 респондентов, что делает ее достаточно репрезентативной. Данные в разрезе отраслей и макрорегионов содержат минимальное



количество пропусков и могут использовать для анализа и прогнозирования экономической активности. В выборке Мониторинга предприятий Банка России представлены, как крупные предприятия, ведущие для региона, так и малый и средний бизнес, данные по которому с недавнего времени также публикуются Банком России. Участники опроса дают оценку текущих и ожидаемых изменений деловой активности, отвечая на вопросы путем выбора одного из трех вариантов ответа: «улучшение», «ухудшение», «без изменений». По результатам для каждого вопроса рассчитывается баланс ответов как разница между долей экспертов, которые, отвечая, были оптимистичны, и долей экспертов, ответивших пессимистично. Варианты ответов «без изменений» исключаются из расчета баланса ответов. Балансы ответов могут изменяться в интервале от -100% (все участники опроса указали на ухудшение показателя) до +100% (улучшение показателя).

Для учета влияния денежно-кредитной политики (далее – ДКП) на фактический выпуск в отраслевом разрезе в модели также была включена ставка межбанковского кредитования M1ACR, динамика которой хорошо согласуется с ключевой ставкой Банка России. Влияние характера ДКП может наиболее сильно проявляться для отраслей, ориентированных на потребительский спрос. Следует заметить, что, так как инструмент денежно-кредитной политики является эндогенным и зависит от инфляционного разрыва и разрыва выпуска, а именно, его отклонения от потенциального уровня, дополнительно была предпринята попытка учесть проблему потенциальной эндогенности. Однако полученные из правила денежно-кредитной политики шоки ставки ДКП не продемонстрировали статистической значимости в моделях даже на 5-ом % уровне.

Таким образом, в число объясняющих факторов вошли: лаг зависимой переменной (выбранный по критерию Акаике и Байеса), фактические данные по статистике реального сектора (индексы физического объема производства в месячном выражении с учетом сезонной корректировки для крупных отраслей и отраслей, входящих в состав обрабатывающей промышленности), дополнительные опережающие индикаторы (Тинькофф-индекс, продажи автомобилей, PMI, погрузка РЖД и др.), месячные темпы роста финансовых потоков, данные мониторинга предприятий Банка России в части ожиданий предприятий по производству и по спросу на 3 месяца. Все используемые временные ряды были признаны стационарными и коинтегрированными (первого порядка). Итоговая оценка выпуска и его прогноз были рассчитаны, как сумма взвешенных индексов по представленным выше отраслям.

Разработанный метод оценки выпуска и его краткосрочного прогнозирования также позволяет с использованием оперативных данных учесть изменения в структуре экономики макрорегиона, которые могли произойти в условиях шоков последних лет. Например, оценка изменения структуры ВРП ЦФО на основе данных о добавленной стоимости в ценах 2021

г. показала заметный рост доли обрабатывающей промышленности в структуре ВРП в 2023 г., а именно увеличение на 0,3 п.п. вклада металлургии и металлообработки (до 4%) и на 0,3 п.п. вклада пищевого производства (до 3%). Вклад производства машин и оборудования, а также транспортных средств и электроники в 2023 г. вырос на 0,4 п.п. в годовом выражении (до 3%). При этом вклад нефтепереработки снизился на целый 1 п.п. (до 7%). Следующей крупной отраслью по росту вклада в ВРП в 2023 г. стала оптовая торговля (+1,1 п.п. г/г, 14%). Строительство также продемонстрировало увеличение вклада в ВРП, но только на 0,1 п.п. (5,0%). Наибольшее снижение вклада (на 0,2 п.п.) было зафиксировано для теплоэнергетики, водоснабжения, утилизации отходов. Вклад транспорта и услуг (категория «прочее») за аналогичный период уменьшился на 0,1 п.п. (49%). Такое сильно падение может быть связано с ростом тарифов на грузовые и пассажирские перевозки, а также с возникающими логистическими проблемами на фоне усиления санкционного давления. На 0,1 п.п. сократилась доля добывающей промышленности. Все эти отраслевые и региональные тенденции важно учитывать при прогнозировании выпуска.

В итоговую выборку для исследования вошли месячные данные за период с января 2018 по март 2024 гг. о выпуске в отраслевом разрезе. Данный временной интервал включает в себя ряд глобальных экономических шоков, которые были учтены в моделях с помощью соответствующих Дамми-переменных. Заметим, что официальная статистика по ВРП выходит с лагом в 2 года, поэтому расширение временного интервала исследования возможно в дальнейших работах по мере выхода официальной статистики и возможности оценки качества наукастинга.

Отраслевые уравнения спецификации

В качестве основной модели было принято решение использовать модель с распределенным лагом (ARDL-модель), оцененную с помощью метода наименьших квадратов (далее – МНК) с использованием стандартных ошибок в форме Ньюи-Уеста, состоятельных при гетероскедастичности и автокорреляции (Heteroskedasticity and Autocorrelation consistent standard errors, HAC). В итоговой спецификации ARDL-модели значимым оказался только лаг зависимой переменной. Уравнение спецификации основных моделей в общем виде можно представить следующим образом:

$$y_{i,t,k} = \beta_{0,k} + \sum_{j=0}^3 (\gamma_j \times y_{i,t-j,k}) + \sum_{j=0}^3 (\beta_{1,j,k} \times x_{1,i,t-j,k}) + \sum_{j=0}^3 (\beta_{2,j,k} \times x_{2,i,t-j,k}) + \sum_{j=0}^3 (\beta_{3,j,k} \times x_{3,i,t-j,k}) + \sum_{j=0}^3 (\beta_{4,j,k} \times x_{4,i,t-j,k}) + \varepsilon_{itk}$$

где i – номер региона/макрорегиона, t – такт времени (с января 2018 г. по март 2024 г.), j – порядок лага, выбранный по информационным критериям

(максимально рассматривается 3 лага), k – номер отрасли, ε_{itk} – случайная ошибка модели,

1. $y_{i,t,k}$ – месячный темп рост выпуска в регионе i за период t с учетом сезонной корректировки в отрасли k ;
2. $y_{i,t-1,k}$ – лаг выпуска, отражающий влияние инерционности и предыстории, шоков предыдущих периодов;
3. γ – коэффициент при лаге выпуска, $|\gamma| < 1$;
4. $x_{1,i,t,k}$ – группа объясняющих переменных, куда вошли статистические данные по темпу роста выпуска (м/м SA) в ключевых подотраслях крупных отраслей (например, подотраслях обрабатывающей промышленности);
5. $x_{2,i,t,k}$ – группа объясняющих переменных, куда вошли данные Мониторинга предприятий Банка России, а именно оценки бизнеса в части ожидаемого спроса и производства на ближайшие 3 месяца;
6. $x_{3,i,t,k}$ – группа объясняющих переменных, куда вошли данные по финансовым потокам в разрезе отраслей и регионов;
7. $x_{4,t}$ – группа объясняющих переменных, куда вошли Дамми-переменные на периоды кризисов 2020 г. и 2022 г.
8. $\beta_{0,k}$ – константа (оказалась незначима при оценке большинства моделей даже на 5-ом % уровне).

Полученные оценки коэффициентов и результаты проверки значимости выбранных факторов по ARDL-модели позволяют в дальнейшем отобрать для каждой отрасли свой набор объясняющих переменных, а также опережающих индикаторов, входящих в состав матрицы x , который будет представлен в работе далее. Затем эти оценки используются для прогноза выпуска на 1-3 месяца с учетом выхода оперативных данных Мониторинга предприятий и финансовых потоков.

Далее по ARDL-модели оценивается вклад каждого из опережающих индикаторов в динамику выпуска в отраслевом разрезе, проверяется их значимость и подбирается лаг, с которым индикатор может влиять на выпуск. Затем по имеющимся оперативным данным прогнозируется динамика выпуска для каждой отрасли на 1-3 месяца. Прогноз совокупного выпуска складывается, как сумма взвешенных отраслевых прогнозов с учетом матрицы межотраслевого взаимодействия. Далее месячные сезонно-сглаженные индексы (MoM SA) могут быть переведены в квартальные (QoQ SA, с предварительным расчетом базового индекса, база – 2017 г.), а затем в QoQ SAAR. Это позволяет оценивать квартальную динамику и использовать полученные результаты для квартальной прогнозной модели среднесрочного прогнозирования (КПИМ). Перейдем к результатам и посмотрим, насколько весомый вклад опережающие индикаторы вносят в прогноз в отраслевом разрезе.



Результаты и обсуждение

Рассмотрим для начала более подробно, как результаты отличаются между регионами, и какие показатели из представленного широкого набора продемонстрировали свою статистическую значимость. Рассмотрим в качестве примера наиболее эндогенную отрасль – промышленное производство (Таблицы 3 и 4). В каждую из моделей, как для макрорегиона, так и для отдельных регионов, последовательно включались: индикатор бизнес-климата (фактический и ожидаемый), ожидания по производству и по спросу на 3 месяца, изменение издержек и условий банковского кредитования.

Таблица 3

Промышленное производство ЦФО

Table 3

Industrial production in the Central Federal District

Индекс промышленного производства (Лаг 1 месяц)	0,366*** (0,0836)
Ожидания предприятий по производству на 3 месяца (SA)	0,263** (0,119)
Ожидания предприятий по спросу на 3 месяца (SA)	1,544*** (0,111)
Ожидаемый ИБК (SA)	1,132 (1,106)
Фактический ИБК (SA)	0,330* (0,167)
Изменение условий банковского кредитования (SA)	-0,0991** (0,00664)
Изменение издержек производства (SA)	-0,430*** (0,116)
Месячные темпы роста входящих потоков (Лаг 1 месяц)	0,0656*** (0,00551)
Константа	44,3*** (9,903)
Число наблюдений	75
R-squared	0,655

Уровни значимости: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$

Источник: расчеты автора

Source: author's calculations

Несмотря на статистическую значимость большинства показателей, наибольший положительный вклад в модели вносили именно ожидания бизнеса в части будущих объемов производства и динамики спроса на продукцию. В силу высокой корреляции выбранных опросных показателей было принято решение далее сосредоточить внимание именно на ожиданиях предприятий и использовать их в качестве основных объясняющих переменных для оценки и прогнозирования уровня деловой активности.

Важно отметить, что не только данные Мониторинга предприятий Банка России, но и информация о финансовых потоках бизнеса (с лагом) оказалась



значимой для оценки экономической активности на уровне регионов и макрорегионов. Лаг влияния этой переменной может быть связан с наличием временного лага между датой зачисления средств и их фактического использования в производстве.

Таблица 4

Промышленное производство Московского региона

Table 4

Industrial production in the Moscow region

Индекс промышленного производства (Лаг 1 месяц)	0,276*** (0,0356)
Ожидания предприятий по производству на 3 месяца (SA)	0,453** (0,169)
Ожидания предприятий по спросу на 3 месяца (SA)	0,544*** (0,091)
Ожидаемый ИБК (SA)	0,332 (1,106)
Фактический ИБК (SA)	0,170** (0,067)
Изменение условий банковского кредитования (SA)	-0,165** (0,074)
Изменение издержек производства (SA)	-0,206*** (0,066)
Месячные темпы роста входящих потоков (Лаг 1 месяц)	0,236*** (0,0067)
Константа	30,14*** (8,733)
Число наблюдений	75
R-squared	0,763

Уровни значимости: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,10$

Источник: расчеты автора

Source: author's calculations

Наконец, целесообразность представленного подхода подтверждают и региональные различия в оценках вклада выбранных факторов в динамику отраслевого выпуска. Так несмотря на то, что в целом для каждого региона выбранные факторы признаются значимыми, оценки коэффициентов при объясняющих переменных могут заметно отличаться по регионам. Например, в случае Московского региона можно заметить, что вклад входящих финансовых потоков бизнеса в динамику выпуска заметно выше, чем в среднем по ЦФО (0,236 против 0,0656), что может быть связано с большим число программ поддержки предприятий в столичном регионе, особенно после начала усиления санкционного давления.

Рассмотрим более подробно полученные для каждой отрасли результаты, а также оценки точности прогноза выпуска с использованием

взвешенного по отраслям метода. В таблицах 5-9 представлены результаты оценки влияния выбранных объясняющих переменных для каждой отрасли. Как уже ранее упоминалось, все факторы были разделены на три большие группы: фактическая динамика выпуска в отраслевом разрезе по данным статистики, ожидания предприятий на 3 месяца по данным Мониторинга Банка России, финансовые потоки.

Все выбранные факторы для модели, оцененной на данных обрабатывающей промышленности ЦФО, оказываются значимыми на 5-ом % уровне (Таблица 5). При этом наибольший вклад в месячную динамику выпуска в отрасли вносят, как и предполагалось, опережающие индикаторы. Так, при росте на 1 п. ожиданий предприятий в части будущего объема производства через 3 месяца темп роста выпуска в обрабатывающей промышленности ускоряется на величину от 0,17 до 0,18 п.п. Предприятия учитывают свои текущие оценки ситуации с экономической конъюнктурой, планируя объем производства и инвестиции в его расширение в будущем. Объем финансовых потоков, характеризующий в том числе сторону государственной поддержки, также является значимым индикатором для прогноза выпуска, объясняющим текущие и будущие тенденции, в частности, в обрабатывающей промышленности. При увеличении темпа роста финансовых потоков на 1 п.п. в месячном выражении темп роста выпуска (м/м, SA) в обрабатывающей промышленности в текущем месяце ускоряется на 0,013 п.п. Учет более детальной отраслевой структуры также имеет смысл: среди статистических показателей наибольший вклад в прогноз обрабатывающей промышленности ЦФО вносят именно те отрасли, которые являются приоритетными для экономики макрорегиона (пищевые продукты, металлургия, нефтепродукты). При большом числе значимых факторов высоким остается и показатель скорректированного коэффициента детерминации модели: 0,9996. Используемые временные ряды признаны коинтегрированными, а остатки модели стационарны на 1% уровне значимости. Данные выводы корректны и для всех других моделей исследования.

Таблица 5

Обрабатывающая промышленность в ЦФО

Table 5

Manufacturing industry in the Central Federal District

Показатель	Оценка коэффициента	Стандартная ошибка	t-статистика	P-значение	Значимость фактора	Вид фактора
Индекс физического объема производства в обрабатывающей промышленности (Лаг 1 месяц)	-0,058	0,027	-2,133	0,039	Значим на 5% уровне	Фактическая динамика выпуска в отраслевом разрезе
Индекс физического объема в производстве пищевых продуктов	0,237	0,043	5,511	0,000	Значим на 5% уровне	
Индекс физического объема в производстве кокса и нефтепродуктов	0,097	0,027	3,655	0,001	Значим на 5% уровне	
Индекс физического объема в производстве химических веществ и химических продуктов	0,066	0,019	3,529	0,001	Значим на 5% уровне	
Индекс физического объема в производстве лекарственных средств и материалов, применяемых в медицинских целях и ветеринарии	0,047	0,007	6,377	0,000	Значим на 5% уровне	
Индекс физического объема в металлургическом производстве	0,112	0,037	2,996	0,005	Значим на 5% уровне	
Индекс физического объема в производстве готовых металлических изделий, кроме машин и оборудования	0,137	0,017	8,045	0,000	Значим на 5% уровне	
Индекс физического объема в производстве компьютеров, электронных и оптических изделий	0,074	0,012	6,259	0,000	Значим на 5% уровне	



Индекс физического объема в производстве машин и оборудования, не включенных в другие группировки	0,087	0,007	12,584	0,000	Значим на 5% уровне	
Индекс физического объема в производстве мебели	0,112	0,021	5,309	0,000	Значим на 5% уровне	
Ожидаемое изменение производства (производство резиновых и пластмассовых изделий)	0,171	0,034	5,036	0,000	Значим на 5% уровне	Ожидания предприятий по выпуску на 3 месяца
Ожидаемое изменение производства (производство готовых металлических изделий, кроме машин и оборудования)	0,179	0,064	2,812	0,008	Значим на 5% уровне	
Темп роста (м/м) входящих финансовых потоков	0,013	0,007	1,895	0,065	Значим на 5% уровне	Финансовые потоки из бюджета
Multiple R-squared: 0,9997, Adjusted R-squared: 0,9996						
F-statistic: 8371 on 16 and 40 DF, p-value: < 0,00000000000000022						
Для борьбы с гетероскедастичностью и автокорреляцией случайных ошибок модели использованы стандартные ошибки в формате Ньюи-Уеста						
Остатки модели стационарны на 1% уровне значимости						
Ряды коинтегрированы						

Источник: расчеты автора
Source: author's calculations



В таблице 6 представлены оценки для следующей, но не по значимости отрасли для экономики ЦФО, как строительство, которая объясняет примерно 5% динамики совокупного выпуска.

Таблица 6

Строительство в ЦФО

Table 6

Construction in the Central Federal District

Показатель	Оценка коэффициента	Стандартная ошибка	t-статистика	P-значение	Значимость фактора	Вид фактора
Индекс производства в строительстве (Лаг 1 месяц)	0,201	0,056	3,616	0,001	Значим на 5% уровне	Фактическая динамика выпуска в отраслевом разрезе
Ожидаемое изменение производства (Строительство инженерных сооружений)	0,453	0,327	1,384	0,172	Значим на 20% уровне	Ожидания предприятий по производству на 3 месяца
Темп роста (м/м) входящих финансовых потоков без бюджета	0,444	0,125	3,551	0,001	Значим на 5% уровне	Финансовые потоки из бюджета

*Источник: расчеты автора
Source: author's calculations*

Как можно заметить, в случае строительства уже не все выбранные ранее факторы оказались значимыми. В этом и заключается некоторое преимущество представленного подхода, который позволяет с использованием модели с распределенным лагом предварительно оценить значимость и отобрать наиболее важные факторы, определяющие динамику выпуска в каждой из отраслей. Так, для строительства большую роль играют только ожидания предприятий по производству (вклад составляет 0,453 п. при увеличении ожиданий на 1 п.). Для строительства также характерна существенная инерционность (оценка коэффициента при лаге зависимой переменной составляет 0,201, что гораздо выше, чем в обрабатывающей промышленности, к примеру), которая может быть связано с большим числом долгосрочных проектов в отрасли. Финансовые потоки бизнеса в случае строительства также могут выступать в роли хороших объясняющих факторов для определения тенденций в динамике выпуска. Например, строительство

инфраструктурных объектов в большей степени зависит не от доступности кредитных средств, а от бюджетного финансирования. Вклад динамики финансовых потоков из бюджета в отрасль, согласно полученным оценкам, составляет 0,26 п.п.

Таблица 7

Платные услуги населению в ЦФО

Table 7

Paid services to the public in the Central Federal District

Показатель	Оценка коэффициента	Стандартная ошибка	t-статистика	P-значение	Значимость фактора	Вид фактора
Индекс физического объема в услугах (Лаг 1 месяц)	0,612	0,044	13,777	0,000	Значим на 5% уровне	Факти- ческая динамика выпуска в отраслевом разрезе
PMI услуг	0,212	0,084	2,511	0,016	Значим на 5% уровне	Опережа- ющие индикаторы
Темп роста (м/м) входящих финансовых потоков (Транспортировка и хранение)	0,128	0,036	3,592	0,001	Значим на 5% уровне	Финансо- вые потоки из бюджета
Темп роста (м/м) входящих финансовых потоков (Гостиницы и общепит)	0,761	0,206	3,703	0,001	Значим на 5% уровне	
Темп роста (м/м) входящих финансовых потоков без бюджета (Образование)	0,589	0,085	6,944	0,000	Значим на 5% уровне	

Источник: расчеты автора

Source: author's calculations

Для отраслей, ориентированных больше на потребительский спрос, а именно розничной торговли (Таблица 8) и платных услуг населению (Таблица 7) большую роль играет направленность денежно-кредитной политики в данный момент. Поэтому среди значимых факторов, влияющих на динамику выпуска в краткосрочном периоде, также встречается ставка MIACR, которая хорошо аппроксимирует динамику ключевой ставки. Однако в основном это касается розничной торговли. Так, при повышении ставки MIACR на 1 п.п.

темп роста розничной торговли в ЦФО в месячном выражении с учетом сезонной корректировки в текущем периоде замедляется на 0,01 п.п.

Таблица 8

Розничная торговля в ЦФО

Table 8

Retail trade in the Central Federal District

Показатель	Оценка коэффициента	Стандартная ошибка	t-статистика	P-значение	Значимость фактора	Вид фактора
Индекс физического объема оборота розничной торговли (Лаг 1 месяц)	0,000	0,003	0,093	0,926	Незначим	Фактическая динамика выпуска в отраслевом разрезе
Оборот розничной торговли пищевыми продуктами (Темп роста)	0,548	0,008	68,890	0,000	Значим на 5% уровне	
Оборот розничной торговли непродовольственными товарами (Темп роста)	0,454	0,006	73,382	0,000	Значим на 5% уровне	
MIACR, %	-0,007	0,003	-2,668	0,011	Значим на 5% уровне	Влияние ДКУ и данных опросов
Ожидаемое изменение производства (Торговля розничная, кроме торговли автотранспортными средствами и мотоциклами)	0,034	0,015	-2,266	0,029	Значим на 5% уровне	
Ожидаемое изменение спроса (Торговля розничная, кроме торговли автотранспортными средствами и мотоциклами)	0,202	0,042	4,774	0,000	Значим на 5% уровне	

Источник: расчеты автора
Source: author's calculations

При этом важно помнить, что сдерживающее влияние денежно-кредитной политики проявляется не сразу, а с большим лагом за счет сложной работы трансмиссионного механизма. Ожидаемое изменение спроса в ближайшие 3 месяца также признается значимым фактором, объясняющим динамику выпуска, именно для розничной торговли. Проведенные расчёты показывают, что в случае розничной торговли вклад оценок ожидаемого спроса почти в 10 раз больше в сравнении с оценками вклада ожиданий предприятий по производству. Динамика финансовых потоков в отраслевом разрезе признается значимым фактором для анализа ситуации с деловой активностью среди выбранных отраслей в основном для широкой сферы платных услуг. Вклад финансовых потоков в динамику выпуска варьируется



от 0,07 до 0,76 п.п. При этом ключевыми отраслями в контексте экономики ЦФО являются гостиницы и общепит, транспортировка и хранение, а также образование.

Таблица 9

Оптовая торговля в ЦФО

Table 9

Wholesale trade in the Central Federal District

Показатель	Оценка коэффициента	Стандартная ошибка	t-статистика	P-значение	Значимость фактора	Вид фактора
Индекс физического объема оборота оптовой торговли (Лаг 1 месяц)	-0,022	0,026	-0,860	0,397	Незначим	Фактическая динамика выпуска в отраслевом разрезе
Торговля оптовая, кроме оптовой торговли автотранспортными средствами и мотоциклами (Темп роста оборота, МоМ)	0,476	0,070	6,791	0,000	Значим на 5% уровне	
Торговля оптовая сельскохозяйственным сырьем и живыми животными (Темп роста оборота, МоМ)	0,099	0,017	5,951	0,000	Значим на 5% уровне	
Торговля оптовая пищевыми продуктами, напитками и табачными изделиями (Темп роста оборота, МоМ)	0,223	0,061	3,628	0,001	Значим на 5% уровне	
Торговля оптовая информационным и коммуникационным оборудованием (Темп роста оборота, МоМ)	0,059	0,017	3,434	0,002	Значим на 5% уровне	
Tinkoff Index	0,117	1,853	6,320	0,000	Значим на 5% уровне	Данные Tinkoff
Разнообразие покупок	-0,065	1,361	-4,807	0,000	Значим на 5% уровне	
MIACR, %	-1,370	0,152	-9,025	0,000	Значим на 5% уровне	Влияние ДКУ и ожиданий по спросу (на основе опросов БР)
Ожидаемое изменение спроса (Торговля оптовая, кроме оптовой торговли автотранспортными средствами и мотоциклами)	0,443	0,073	-6,031	0,000	Значим на 5% уровне	

Источник: расчеты автора
Source: author's calculations



Не только сам набор значимых факторов отличается по отраслям, но и оценки их вклада в динамику выпуска. В случае оптовой торговли, например, повышение ставки $MIACR$ на 1 п.п. ведет к снижению темпа роста выпуска в месячном выражении с учетом сезонной корректировки на 1,4 п.п. Также для оптовой торговли значимыми оказались показатели Тинькофф-индекса и оценки ожидаемого изменения спроса на продукцию предприятий, которые вносят наибольший вклад в динамику выпуска выбранной отрасли. Существенное влияние в модели оценок ситуации со спросом может объясняться тем, что для экономики ЦФО, например, в случае оптовой торговли большой вклад вносят нефтепродукты – отрасль, которая сильно ориентирована не только на внутренний, но и на внешний спрос, экспорт.

Таким образом, можно сделать вывод, что выбранные показатели, включая данные Мониторинга предприятий Банка России, действительно имеют статистически значимую и сильную связь с динамикой выпуска в отраслевом и региональном разрезе. Полученные оценки коэффициентов указывают на то, насколько важно учитывать отраслевую специфику, а также мнение бизнеса в части будущих производственных планов. Далее будут представлены оценки точности полученного прогноза, как в отраслевом разрезе, так и в совокупности для агрегированного выпуска макрорегиона.

Оценка точности прогноза в отраслевом разрезе с использованием данных мониторинга предприятий и опережающих индикаторов

Следует заметить, что в работе представлены актуальные оценки выпуска в разрезе отраслей и регионов с учетом не только самых последних данных, но и пересмотра оценок выпуска Росстатом (например, после выхода данных по ВРП 2022 года были также пересмотрены данные за 2021 год). Таким образом, разработанный подход не предполагает точного совпадения с предварительными оценками Росстата, однако он хорошо улавливает основные тренды в динамике отраслевого и регионального выпуска (Рис. 3-5), позволяет выделить набор факторов, на который можно опираться при анализе текущей ситуации с деловой активностью, а также демонстрирует достаточно точные оценки влияния опережающих индикаторов на динамику текущего выпуска после пересмотра.

В таблице 10 представлены оценки нормализованной среднеквадратичной ошибки (NRMSE) для каждой отрасли на рассматриваемом временном интервале для двух видов моделей: ARDL-модели, учитывающей экономические взаимосвязи и опережающие индикаторы выпуска, полученные на основе оценок предприятий и анализа новостного фона, а также простой ARIMA-модели, которая учитывает только предысторию и лаг выпуска.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{75} \sum_{t=1}^{75} (y_{i,t,k} - \widehat{y}_{i,t,k})^2}$$



$$NRMSE = \frac{RMSE}{mean(y_{itk})}$$

Как можно заметить, для наиболее эндогенных отраслей (промышленность, услуги) точность прогноза в случае ARDL-модели почти в 2-3 раза выше в сравнение с ARIMA. Чем более экзогенной является отрасль, тем менее она чувствительна к динамике опережающих индикаторов. В основном наибольший вклад в прогноз таких отраслей вносит предыстория. Об этом говорит близкая точность прогноза построенной ARDL-модели и дополнительно оцененной простой ARIMA-модели. В качестве альтернативного подхода допустимо использование и комбинации этих прогнозов, где вес каждой модели может быть подобран на основе рассчитанных RMSE.

Таблица 10

Оценка точности прогноза на 1 месяц в отраслевом разрезе

Table 10

Assessment of the accuracy of the forecast for 1 month in the industry context

NRMS E	Обрабатывающая промышленность	Добыча полезных ископаемых	Электроснабжение	Водоснабжение	Строительство	Сельское хозяйство	Платные услуги населению	Оптовая торговля	Розничная торговля	Общий
ARDL- модель	0,07	0,01	0,02	0,04	0,06	0,02	0,05	0,07	0,02	0,05
ARIMA -модель	0,25	0,05	0,03	0,05	0,32	0,21	0,17	0,15	0,27	0,37

Источник: расчеты автора

Source: author's calculations

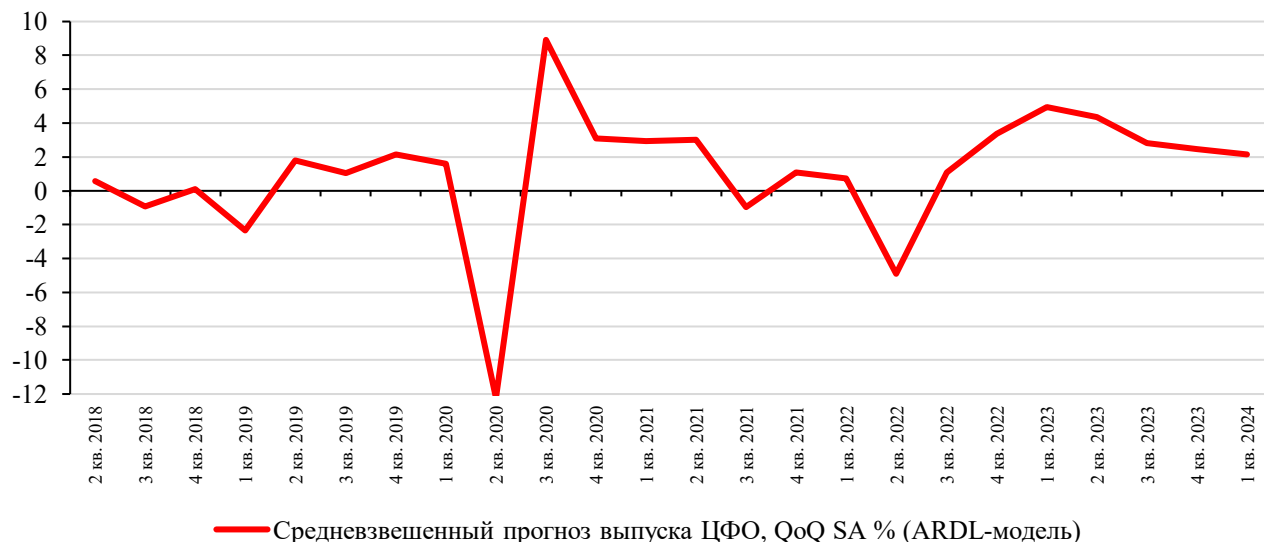
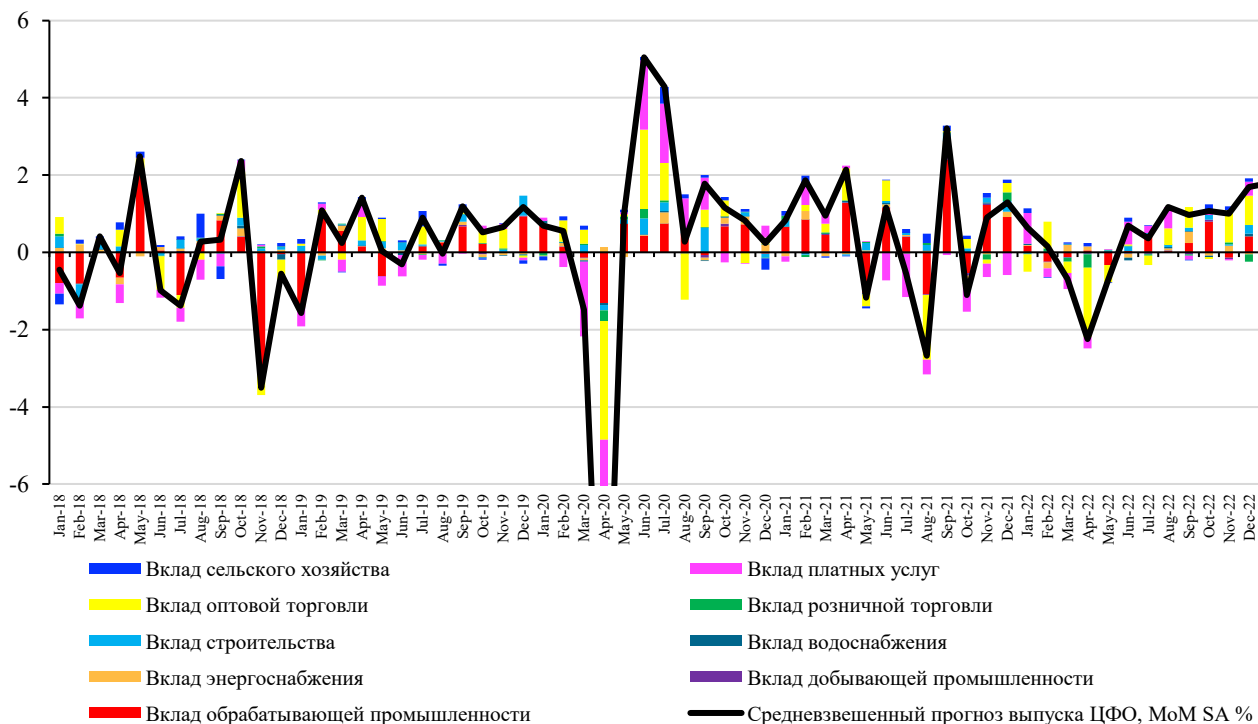


Рис. 1. Прогноз выпуска ЦФО, QoQ SA %

Источник: расчеты автора

Fig. 1. Forecast of CFD output, QoQ SA %

Source: author's calculations



**Рис. 2. Декомпозиция выпуска ЦФО по основным отраслям, MoM SA, %
(с учетом матрицы межотраслевых взаимодействий)**

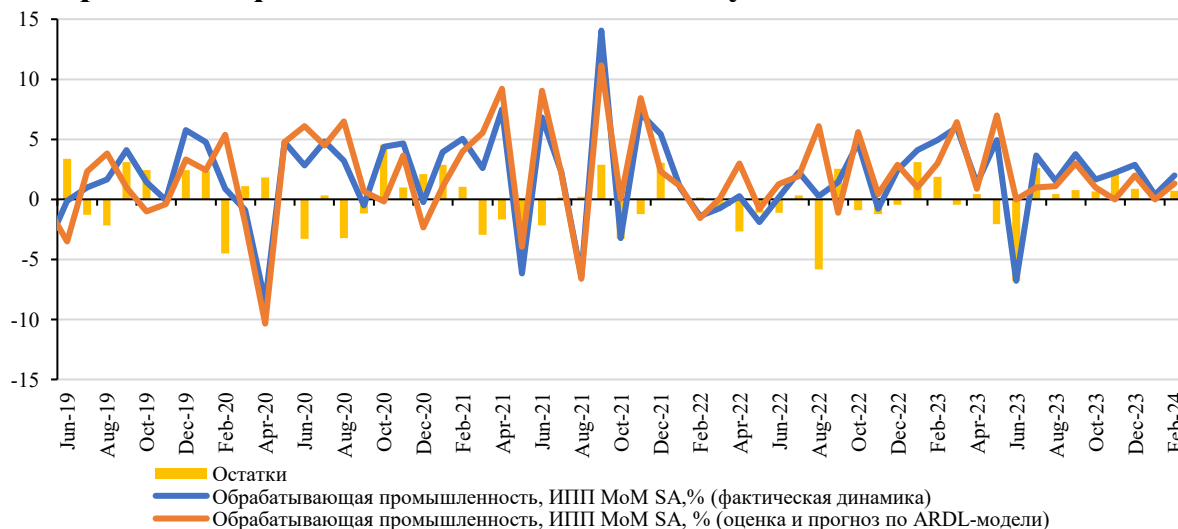
Источник: расчеты автора

**Fig. 2. Decomposition of CFD output by major industries, MoM SA, %
(taking into account the matrix of intersectoral interactions)**

Source: author's calculations



Сравнение фактической динамики выпуска и модельных оценок



**Рис. 3. ИПП Обрабатывающей промышленности, МоМ SA, %
(Фактическая динамика и прогноз)**

Источник: расчеты автора

Fig. 3. IPI of the Manufacturing industry, IoM SA, % (Actual dynamics and forecast)

Source: author's calculations

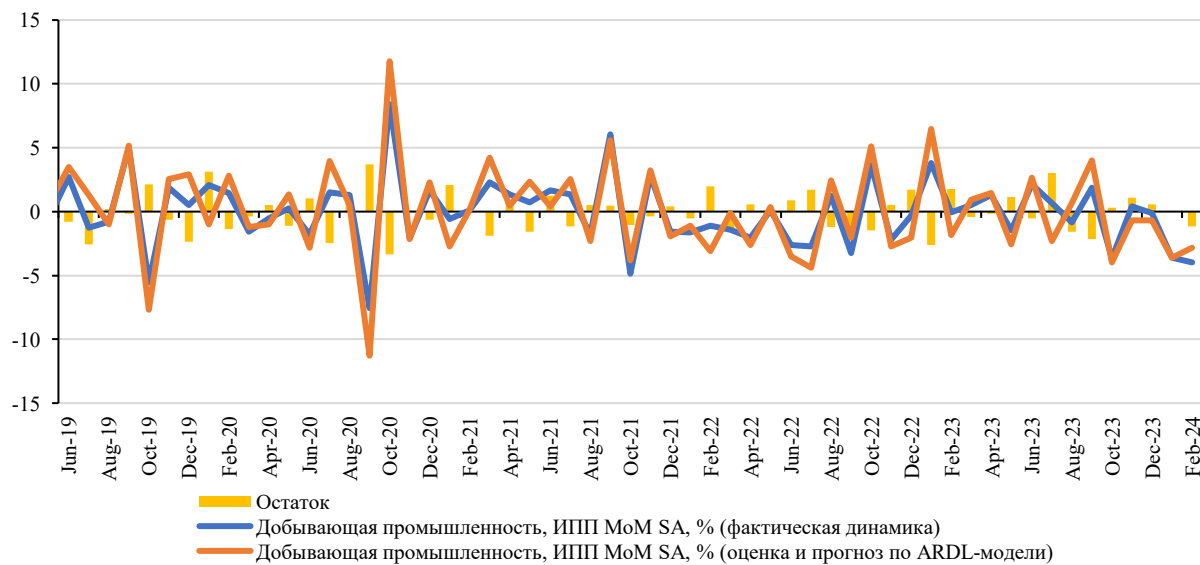


Рис. 4. ИПП Добывающей промышленности, МоМ SA, % (Фактическая динамика и прогноз)

Источник: расчеты автора

Fig. 4. IPI of the Extractive industry, IoM SA, % (Actual dynamics and forecast)

Source: author's calculations



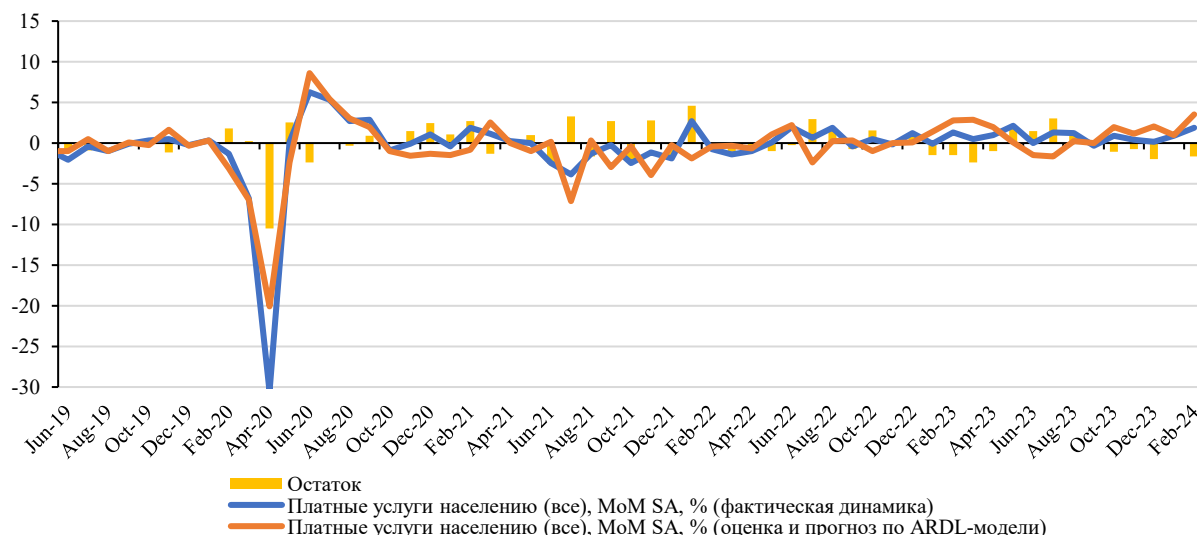


Рис. 5. Платные услуги населению (все), МоМ СА, % (Фактическая динамика и прогноз)

Источник: расчеты автора

Fig. 5. Paid services to the population (all), IoM SA, % (Actual dynamics and forecast)

Source: author's calculations

При этом сравнение расчета выпуска по представленному взвешенному отраслевому методу с учетом матрицы межотраслевого взаимодействия, где вес наиболее эндогенной отрасли снижался на величину доли промежуточного потребления тех отраслей, для которых ее продукт наиболее активно используется, с фактической динамикой выпуска показал, что отклонения даже в кризисные периоды расчетного значения выпуска от фактического достаточно минимальны. При этом преимущество описанного метода в сравнении с тем, когда годовые данные по ВРП дезагрегируются на квартальные с использованием данных по ВВП России, заключается в возможности учесть отраслевую специфику экономики ЦФО, например, и любого другого макрорегиона.

Таким образом итоговый краткосрочный прогноз выпуска на 1-3 месяца региона/макрорегиона i , согласно представленной методике, имеет вид:

$$y_{i,t+h} = \sum_{k=1}^9 w_{i,t,k} \times y_{i,t+h,k}$$

1. $y_{i,t+h}$ — прогноз совокупного выпуска (ВРП) региона/макрорегиона i в месячном выражении с учетом сезонной корректировки на h месяцев вперед с момента t ;



2. $w_{i,t,k}$ – вес отрасли (одной из k базовых отраслей) в совокупном выпуске региона/макрорегиона i , рассчитанный с использованием данных об объеме отгруженной продукции и скорректированный на долю промежуточного потребления в наиболее эндогенных отраслях;

3. $y_{i,t+h,k}$ – прогноз выпуска в одной из k базовых отраслей, полученный с использованием значимых по ARDL-модели факторов (статистических данных, данных Мониторинга предприятий, информации о финансовых потоках, опережающих индикаторов по России в целом) в месячном выражении с учетом сезонной корректировки на h месяцев вперед с момента t .

Итоговый алгоритм оценки и прогноза выпуска на 1-3 месяца в отраслевом разрезе на уровне макрорегионов и регионов можно представить следующим образом.

Шаг 1. Месячные данные о темпе роста выпуска в 9 базовых отраслях сезонно-сглаживаются в статистическом пакете JDemetra+ по методу TRAMO/SEATS.

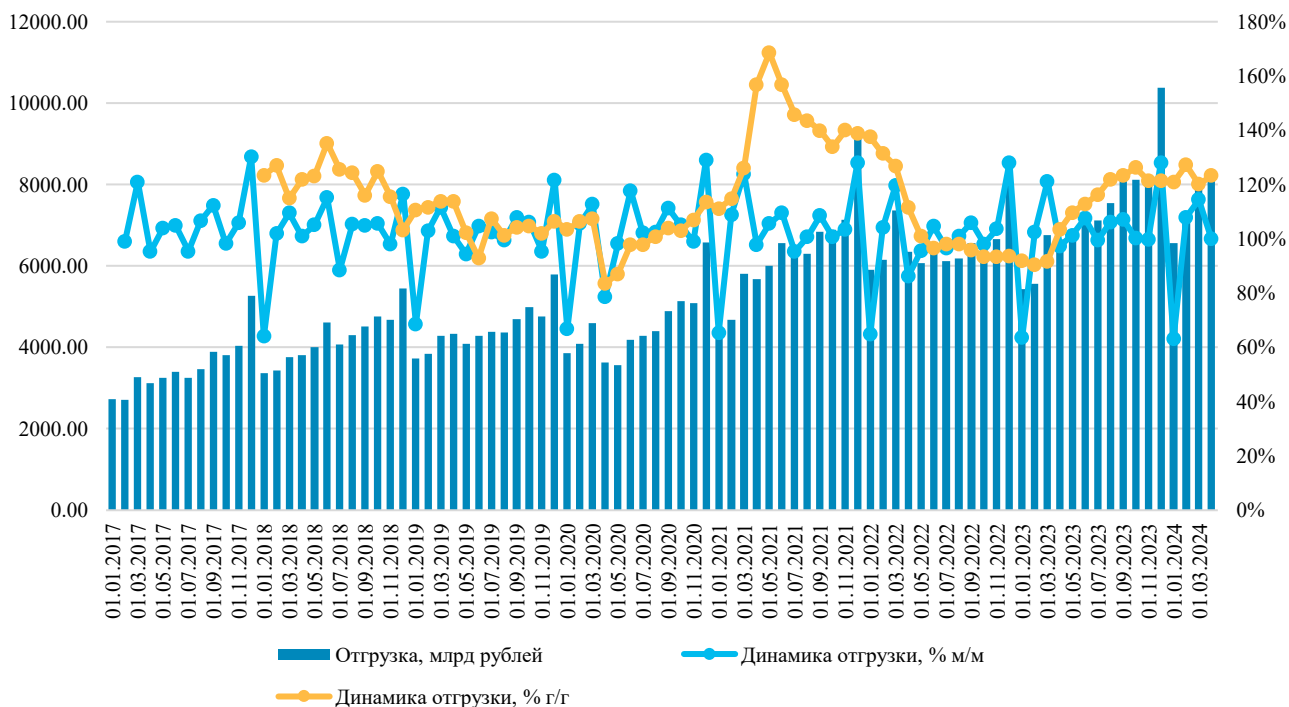
Шаг 2. Формируется база данных из основных объясняющих факторов: данных Мониторинга предприятий Банка России, финансовых потоков, отраслевых показателей, данных по денежно-кредитным условиям.

Шаг 3. Для каждой из 9-и базовых отраслей по модели ARDL в статистическом пакете R оценивается значимость и вклад выбранных факторов в динамику выпуска с учетом возможного лага (до 3 месяцев) влияния. Итоговые лаги выбираются по информационным критериям.

Шаг 4. На основе отобранных значимых факторов формируется свое уравнение спецификации для каждой отрасли.

Шаг 5. Каждая модель проверяется на устойчивость: отсутствие автокорреляции и гетероскедастичности.

Шаг 6. С использованием данных об объеме отгруженной продукции (Рис. 6), а также данных о структуре ВРП формируются веса для каждой отрасли в совокупном выпуске. Вес наиболее эндогенных отраслей (обрабатывающей промышленности, оптовой торговли, строительства) корректируется (снижается) на долю потребления промежуточной продукции других менее эндогенных отраслей по матрице межотраслевых взаимодействий.



**Рис. 6. Динамика отгруженной продукции ЦФО с 2017 по 2024 гг.
Высокочастотные данные об объемах и структуре выпуска**

Источник: расчеты автора на основе данных Росстата

**Fig. 6. Dynamics of shipped products of the Central Federal District from
2017 to 2024. High-frequency data on output volumes and structure**

Source: author's calculations based on Rosstat data

Шаг 7. Оценка совокупного выпуска формируется в виде суммы взвешенных базовых отраслей.

Шаг 8. С использованием данных о динамике опережающих индикаторов за последние месяцы и полученных оценок их вклада в выпуск каждой отрасли (месячный темп роста с учетом сезонного фактора) получается прогноз выпуска для всех рассмотренных отраслей на 1-3 месяца относительно последних статистических данных, которые выходят с лагом.

Вышеописанный подход не только обладает сравнительной простотой, что позволяет транслировать его на все регионы, но и, как было показано ранее, не уступает своей точностью другим моделям. Это является его преимуществом.

Заключение

Подводя итог проведенному анализу, можно сделать вывод, что краткосрочное прогнозирование с использованием данные Мониторинга предприятий и финансовых потоков, а также опережающих индикаторов в региональном и отраслевом разрезах – это перспективное направление. Полученные оценки с использованием моделей с распределенным лагом показали, что большой вклад в динамику выпуска вносят не только



фактически данные по производству и спросу, но и ожидания бизнеса, на которые в том числе влияет информационный фон. Для каждой отрасли при этом будет характерен свой набор объясняющих факторов. Чем более точно он будет подобран, тем лучше удастся смоделировать динамику выпуска в каждой отрасли, а отсюда и по региону в целом. При этом использование данных Мониторинга предприятий Банка России и данных по финансовым потокам позволяет не только повысить точность прогноза в сравнении с простой ARIMA-моделью, но и сделать его интерпретируемым с экономической точки зрения с учетом секторальных тенденций.

При этом важно понимать, что большинство отраслей являются достаточно эндогенными. Анализ матрицы межотраслевых взаимодействий показал, что проблема двойного счета при использовании данных в отраслевом разрезе остается значимой. Однако ее можно скорректировать, снижая вес наиболее эндогенной отрасли на величину тех отраслей, которые используют ее конечную продукцию. В дальнейших работах на тему краткосрочного прогноза выпуска в отраслевом разрезе следует более подробно изучить способы борьбы с проблемой двойного счета при декомпозиции выпуска на отрасли. При этом дезагрегированный подход, как и во многих эмпирических исследованиях, продемонстрировал свои преимущества, с точки зрения возможности декомпозиции совокупного выпуска и понимания отраслевой неоднородности деловой активности.

Полученные оценки точности прогноза также показали, что метод отраслевого прогнозирования с использованием данных опросов предприятий является достаточно точным. В других исследованиях на тему краткосрочного прогнозирования выпуска рекомендуется сравнить продвинутое машинное обучение с представленным методом и постараться ответить на вопрос, насколько более эффективным в сравнении с методами машинного обучения является представленный способ отраслевого прогнозирования с предварительной оценкой вклада факторов.

Литература

1. Китрар Л., Липкинд Т. Анализ взаимосвязи индикатора экономических настроений и роста ВВП // Экономическая политика. 2020. № 15(6). С. 8–41.
2. Кобзев А., Андреев А. Индикаторы деловой активности и инфляции на основе мониторинга предприятий // Банк России. Аналитическая записка. 2021.
3. Болячин Ю., Боровкова А., Коряхова О., Кротова Ю., Крупкина А., Кудашева М., Постников Е., Савченко И., Солодовников С., Янулевич М. Оценка экономической активности на основе индикаторов бизнес-климата Банка России: отраслевой разрез // Банк России. Аналитическая записка. 2024.



4. Parigi G., Schlitzer G. Quarterly forecasts of the Italian business cycle by means of monthly economic indicators // *Journal of Forecasting*. 1995. Vol. 14. No. 2. P. 117–141.
5. Sédillot F., Pain N. Indicator models of real GDP growth in selected OECD countries.
6. Zheng I. Y., Rossiter J. Using monthly indicators to predict quarterly GDP.
7. Giannone D., Reichlin L., Small D. Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data // *Journal of monetary economics*. 2008. Vol. 55. No. 4. P. 665–676.
8. Eraslan S., Schröder M. Nowcasting GDP with a pool of factor models and a fast estimation algorithm // *International Journal of Forecasting*. 2023. Vol. 39. No. 3. P. 1460–1476.
9. Ghysels E., Sinko A., Valkanov R. MIDAS regressions: Further results and new directions // *Econometric reviews*. 2007. Vol. 26. No. 1. P. 53–90.
10. 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. P. 529–542.
11. Ferrara L., Marsilli C. Nowcasting global economic growth: A factor-augmented mixed-frequency approach // *The World Economy*. 2019. Vol. 42. No. 3. P. 846–875.
12. Proietti T., Giovannelli A., Ricchi O., Citton A., Tegami C., Tinti C. Nowcasting GDP and its components in a data-rich environment: The merits of the indirect approach // *International Journal of Forecasting*. 2021. Vol. 37. No. 4. P. 1376–1398.
13. Zhemkov M. Nowcasting Russian GDP using forecast combination approach // *International Economics*. 2021. Vol. 168. P. 10–24.
14. Микош Х., Соланко Л. Прогнозирование роста российского ВВП с использованием данных со смешанной периодичностью // *Деньги и кредит*. 2019. Т. 78. № 1. С. 19–35.
15. Поршаков А.С., Пономаренко А.А., Синяков А.А. Оценка и прогнозирование ВВП России с помощью динамической факторной модели // *Журнал НЭА*. 2016. С. 60.
16. Станкевич И.П. Сравнение методов наукастинга макроэкономических индикаторов на примере российского ВВП // *Прикладная эконометрика*. 2020. Т. 59. С. 113–127.
17. Макеева Н.М., Станкевич И.П. Наукастинг элементов использования ВВП России // *Экономический журнал Высшей школы экономики*. 2022. Т. 26. № 4. С. 598–622.
18. Гареев М.Ю., Полбин А.В. Наукастинг: оценка изменения ключевых макроэкономических показателей с использованием методов машинного обучения // *Вопросы экономики*. 2022. № 8. С. 133–157.



19. Lutkepohl H. Linear transformations of vector ARMA processes // Journal of Econometrics. 1984. Vol. 26. № 3. P. 283–293.
20. Hendry D.F., Hubrich K. Forecasting economic aggregates by disaggregates // Working Paper Series 589, European Central Bank. 2006.
21. Hendry D.F., Hubrich K. Combining Disaggregate Forecasts or Combining Disaggregate Information to Forecast an Aggregate // Journal of Business & Economic Statistics. 2011. Vol. 29. № 2. P. 216–227.
22. Duarte C., Rua A. Forecasting inflation through a bottom-up approach: How bottom is bottom? // Economic Modelling. 2007. Vol. 24. P. 941–953.
23. Zheng I. Y., Rossiter J. Using monthly indicators to predict quarterly GDP.
24. Marcellino M., Stock J.H., Watson M.W. Macroeconomic forecasting in the Euro area: Country specific versus area-wide information // European Economic Review. 2003. Vol. 47. № 1. P. 1–18.
25. Bańbura M., Giannone D., Modugno M., Reichlin L. Now-casting and the real-time data flow // Handbook of economic forecasting. 2013. Vol. 2. P. 195–237.
26. Tobias J., Zellner A. A Note on Aggregation, Disaggregation and Forecasting Performance // Staff General Research Papers Archive 12024, Iowa State University, Department of Economics. 2000.

References

1. Kitrar, L., Lipkind, T. (2020). Analiz vzaimosvyazi indikatora ekonomicheskikh nastroyeniy i rosta VVP [Analysis of the relationship between the economic sentiment indicator and GDP growth]. Ekonomicheskaya politika [Economic Policy], 15(6), 8–41. (In Russ., abstract in Eng.)
2. Kobzev, A., Andreev, A. (2021). Indikatory delovoy aktivnosti i inflyatsii na osnove monitoringa predpriyatiy [Business activity and inflation indicators based on enterprise surveys]. Bank Rossii, Analiticheskaya zapiska. (In Russ.)
3. Bolyachin, Yu., Borovkova, A., Koryakhova, O., Krotova, Yu., Krupkina, A., Kudaeva, M., Postnikov, E., Savchenko, I., Solodovnikov, S., Yanulevich, M. (2024). Otsenka ekonomicheskoy aktivnosti na osnove indikatorov biznes-klimata Banka Rossii: otraslevoy razrez [Assessment of economic activity based on Bank of Russia business climate indicators: sectoral perspective]. Bank Rossii, Analiticheskaya zapiska. (In Russ.)
4. Parigi, G., Schlitzer, G. (1995). Quarterly forecasts of the Italian business cycle by means of monthly economic indicators. Journal of Forecasting, 14(2), 117–141. (In Eng.)
5. Sédillot, F., Pain, N. (2003). Indicator models of real GDP growth in selected OECD countries. OECD Economics Department Working Papers. (In Eng.)



6. Zheng, I.Y., Rossiter, J. (2006). Using monthly indicators to predict quarterly GDP. Bank of Canada Working Paper. (In Eng.)
7. Giannone, D., Reichlin, L., Small, D. (2008). Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data. *Journal of Monetary Economics*, 55(4), 665–676. (In Eng.)
8. Eraslan, S., Schröder, M. (2023). Nowcasting GDP with a pool of factor models and a fast estimation algorithm. *International Journal of Forecasting*, 39(3), 1460–1476. (In Eng.)
9. Ghysels, E., Sinko, A., Valkanov, R. (2007). MIDAS regressions: Further results and new directions. *Econometric Reviews*, 26(1), 53–90. (In Eng.)
10. Kuzin, V., Marcellino, M., Schumacher, C. (2011). MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the euro area. *International Journal of Forecasting*, 27(2), 529–542. (In Eng.)
11. Ferrara, L., Marsilli, C. (2019). Nowcasting global economic growth: A factor-augmented mixed-frequency approach. *The World Economy*, 42(3), 846–875. (In Eng.)
12. Proietti, T., Giovannelli, A., Ricchi, O., Citton, A., Tegami, C., Tinti, C. (2021). Nowcasting GDP and its components in a data-rich environment: The merits of the indirect approach. *International Journal of Forecasting*, 37(4), 1376–1398. (In Eng.)
13. Zhemkov, M. (2021). Nowcasting Russian GDP using forecast combination approach. *International Economics*, 168, 10–24. (In Eng.)
14. Mikosch, H., Solanko, L. (2019). Prognozirovanie rosta rossiyskogo VVP s ispol'zovaniem dannykh so smeshannoy periodichnost'yu [Forecasting Russian GDP growth using mixed-frequency data]. *Den'gi i kredit [Money and Credit]*, 78(1), 19–35. (In Russ., abstract in Eng.)
15. Porshakov, A.S., Ponomarenko, A.A., Sinyakov, A.A. (2016). Otsenka i prognozirovanie VVP Rossii s pomoshch'yu dinamicheskoy faktornoy modeli [Estimation and forecasting of Russian GDP using a dynamic factor model]. *Zhurnal NEA [Journal of the New Economic Association]*, 60. (In Russ., abstract in Eng.)
16. Stankevich, I.P. (2020). Sravnenie metodov naukastinga makroekonomicheskikh indikatorov na primere rossiyskogo VVP [Comparison of nowcasting methods for macroeconomic indicators: the case of Russian GDP]. *Prikladnaya ekonometrika [Applied Econometrics]*, 59, 113–127. (In Russ., abstract in Eng.)
17. Makeeva, N.M., Stankevich, I.P. (2022). Naukasting elementov ispol'zovaniya VVP Rossii [Nowcasting components of Russian GDP expenditure]. *Ekonomicheskii zhurnal Vysshey shkoly ekonomiki [HSE Economic Journal]*, 26(4), 598–622. (In Russ., abstract in Eng.)
18. Gareev, M.Yu., Polbin, A.V. (2022). Naukasting: otsenka izmeneniya klyuchevykh makroekonomicheskikh pokazateley s ispol'zovaniem metodov mashinnogo obucheniya [Nowcasting: estimation of key macroeconomic indicators

using machine learning]. Voprosy ekonomiki [Economic Issues], 8, 133–157. (In Russ., abstract in Eng.)

19. Lütkepohl, H. (1984). Linear transformations of vector ARMA processes. *Journal of Econometrics*, 26(3), 283–293. (In Eng.)

20. Hendry, D.F., Hubrich, K. (2006). Forecasting economic aggregates by disaggregates. ECB Working Paper Series No. 589. (In Eng.)

21. Hendry, D.F., Hubrich, K. (2011). Combining disaggregate forecasts or combining disaggregate information to forecast an aggregate. *Journal of Business & Economic Statistics*, 29(2), 216–227. (In Eng.)

22. Duarte, C., Rua, A. (2007). Forecasting inflation through a bottom-up approach: How bottom is bottom? *Economic Modelling*, 24, 941–953. (In Eng.)

23. Zheng, I.Y., Rossiter, J. (2006). Using monthly indicators to predict quarterly GDP. Bank of Canada Working Paper. (In Eng.)

24. Marcellino, M., Stock, J.H., Watson, M.W. (2003). Macroeconomic forecasting in the euro area: Country-specific versus area-wide information. *European Economic Review*, 47(1), 1–18. (In Eng.)

25. Bańbura, M., Giannone, D., Modugno, M., Reichlin, L. (2013). Now-casting and the real-time data flow. In: *Handbook of Economic Forecasting*, Vol. 2, 195–237. (In Eng.)

26. Tobias, J., Zellner, A. (2000). A note on aggregation, disaggregation and forecasting performance. Iowa State University, Department of Economics, Staff General Research Papers No. 12024. (In Eng.)

© Зверева В.А., 2025 г.

