Научная статья / Original article

(cc) BY-NC 4.0

УДК 339.923:330.101.541

JEL C33 C51 F13 F53 O57

EDN EHSOGD

Панкратова А. А.

Построение оперативного прогноза ВВП стран БРИКС методом PMIDAS

Панкратова Анастасия Александровна
Европейский университет в Санкт-Петербурге (г. Санкт-Петербург, Россия), аспирант
aapnkrtv@gmail.com
https://orcid.org/0009-0009-1317-8485

Anastasiia A. Pankratova
European University at Saint-Petersburg (Saint-Petersburg, Russia), PhD student
aapnkrtv@gmail.com
https://orcid.org/0009-0009-1317-8485

В статье представлена методология построения оперативного прогноза ВВП для стран БРИКС (Бразилия, Россия, Индия, Китай и Южная Африка) на основе метода панельного MIDAS с лагированными общими коррелирующими эффектами (LCCE). Эмпирическую базу исследования составила сбалансированная панель данных за 2013–2025 гг. Для решения проблемы асинхронности поступления макроэкономической статистики разработан псевдокалендарь релизов, учитывающий институциональные особенности и иерархию публикаций национальных статистических служб. Сравнительный анализ точности прогнозов (метрики MAFE и RMSFE) с базовыми моделями AR (1) и связующими уравнениями подтвердил эффективность подхода PMIDAS с учётом гетерогенности. Эмпирические результаты указывают на общее снижение ошибок прогнозирования, однако выявленная неоднородность оценок для отдельных стран свидетельствует о необходимости учёта структурной гетерогенности экономик БРИКС при спецификации модели.

***Ключевые слова**: MIDAS, наукастинг, оперативное прогнозирование, ВВП, БРИКС*

Для цитирования: Панкратова А. А. Построение оперативного прогноза ВВП стран БРИКС методом PMIDAS // Экономическая среда. – 2026. – Т. 15, № 1. – С. 62-79. – EDN EHSOGD.

The article presents methodology for making operational forecast of GDP of BRICS countries (Brazil, Russia, India, China and South Africa) based on the panel MIDAS method with lagged general correlating effects (LCCE). Balanced panel of data for 2013-2025 served as an empirical basis of the study. To solve the problem of asynchronous receipt of macroeconomic statistics, release pseudo-calendar was developed taking institutional features and hierarchy of publications of national statistical services into account. Comparative analysis of forecast accuracy (MAFE and RMSFE metrics) with basic AR(1) models and connective equations confirmed the effectiveness of PMIDAS approach with the account of heterogeneity. The empirical results indicate general reduction in forecasting errors. However, the revealed heterogeneity of estimates for individual countries indicates the necessity to take structural heterogeneity of the BRICS economies into account when specifying the model.

***Keywords**: MIDAS, nowcasting, operational forecasting, GDP, BRICS*

For citation: Pankratova A.A. Operational Forecast of GDP of BRICS Countries Using PMIDAS Method. *Economic Environment*, 2026, vol. 15, no. 1, pp. 62-79. (In Russ.). Available from: https://elibrary.ru/EHSOGD.

Введение

Одной из ключевых задач современной прикладной макроэкономики является повышение оперативности и точности оценки текущего состояния экономики. В этом контексте особое значение приобретает наукастинг – метод, направленный на оценку текущих значений макроэкономических показателей, публикация которых осуществляется с временным лагом.

Для Российской Федерации на фоне трансформации внешнеэкономических связей и переориентации торгового и инвестиционного сотрудничества в сторону стран Глобального Юга, в том числе государств БРИКС, возрастает необходимость в систематическом и оперативном анализе экономической динамики партнёров России.

Вместе с тем наукастинг ВВП для стран БРИКС (России, Бразилии, Индии, Китая и Южной Африки) представляет собой сложную методологическую задачу. Во-первых, серьёзным ограничением выступает качество и доступность статистических

© Панкратова А. А., 2026

данных. Во-вторых, существенной методологической проблемой является ограниченная длина доступных временных рядов. В-третьих, разработка моделей наукастинга для стран БРИКС требует учёта не только специфики национальных статистических систем, но и кросс-секционных взаимосвязей. Игнорирование этих эффектов может приводить к систематическим ошибкам в оценке текущего состояния экономик и снижению точности прогнозов.

Таким образом, основная цель настоящего исследования состоит в разработке методологического подхода к построению унифицированной модели наукастинга для стран БРИКС с учётом неоднородности их экономических структур, различий в институциональной среде, межстрановых взаимосвязей, эффектов перетока, а также ограниченной длины доступных временных рядов.

Наукастинг как метод оперативного прогнозирования макроэкономических показателей получил активное развитие в последние десятилетия. К числу фундаментальных работ, заложивших теоретические и эмпирические основы наукастинга, относятся исследования [1–4], также классический подход к наукастингу ВВП основывается на использовании так называемых «связующих уравнений» (bridge equations) [5–7]. Значительный прогресс в развитии наукастинга связан с появлением моделей смешанной частоты (MIDAS), предложенных работах [8–9]. В последующих работах продемонстрированы преимущества факторных модификаций MIDAS-моделей, обеспечивающих возможность учитывать влияние большого числа индикаторов при сохранении компактности параметризации [10–12]. В последние годы в наукастинг активно внедряются методы машинного обучения, особенно в задачах автоматического выбора предикторов и сокращения размерности данных [13; 14].

Параллельно развивается направление панельного наукастинга, ориентированное на совместное моделирование экономической динамики в нескольких странах или регионах. Существенный прогресс в этой области связан с внедрением моделей, учитывающих кросс-секционную зависимость (CSD, cross-sectional dependence), что позволяет отражать международные взаимосвязи и эффекты межстранового взаимодействия в макроэкономических прогнозах. Теоретические основы данного подхода были заложены в работе [15], где предложена общая структура учёта CSD на основе факторной спецификации ошибок. В последующих исследованиях этот подход был адаптирован к задачам наукастинга, что обеспечило более корректное моделирование межстрановых корреляций и взаимозависимостей в многострановых панельных моделях.

Развитие панельных методов также обусловлено необходимостью повышения устойчивости оценок в условиях ограниченной длины временных рядов. Объединение данных по нескольким странам позволяет компенсировать дефицит наблюдений, характерный для макроэкономических показателей развивающихся экономик, и тем самым улучшить статистические свойства моделей. Одним из значимых достижений в этой области стало появление панельных MIDAS-моделей. В частности, в работе [16] была предложена модель, учитывающая многофакторную структуру ошибки, что позволило адекватно описывать межстрановую гетерогенность и зависимость между странами. Оценивание методом LCCE (Lagged Common Correlated Effects) обеспечивает возможность работы с «рваным краем» данных, используя для оценки факторов только доступные на момент прогноза лаги.

В российской экономической литературе исследования, посвящённые панельному наукастингу, в настоящее время отсутствуют, однако накоплен значительный опыт в области краткосрочного прогнозирования ВВП России. Наиболее активно применяются динамические факторные модели (DFM), успешно использованные в ряде

эмпирических работ [17–19]. Развитие данного направления привело к расширению набора используемых индикаторов, включая альтернативные источники данных, такие как поисковые запросы [20], что позволило повысить чувствительность моделей к текущим изменениям экономической конъюнктуры. Определённое распространение в российской практике получили и модели смешанной частоты (MIDAS), что подтверждается исследованиями [21; 22]. В частности, в работе [22] предложено расширение классической MIDAS-модели за счёт введения марковского механизма переключения, позволяющего учитывать структурные сдвиги и изменения фаз экономического цикла.

Кроме того, в последние годы наблюдается рост интереса к использованию методов машинного обучения в эконометрическом моделировании. Так, в исследовании [23] проведён сравнительный анализ эффективности алгоритмов бустинга, эластичной сети и случайного леса при прогнозировании макроэкономических показателей, а в работе [24] реализована интеграция нейросетевого анализа тональности новостных текстов на основе архитектуры BERT в традиционные наукастинговые модели (MIDAS, DFM, MF-VAR).

Сопоставление существующих подходов позволяет заключить, что для анализа макроэкономической динамики стран БРИКС наибольший потенциал имеют панельные модели, способные эффективно работать с короткими временными рядами, одновременно учитывать высокочастотные данные – без необходимости их предварительной агрегации и с сохранением внутренней динамики показателей, а также отражать гетерогенность стран и межстрановые взаимосвязи.

Этими свойствами обладает модель, выбранная для реализации настоящего исследования. Для решения поставленной задачи используется модель панельного MIDAS (PMIDAS), предложенная в [16] и адаптированная к условиям наукастинга ВВП стран БРИКС: Бразилии, России, Индии, Китая и Южной Африки.

Стоит добавить, что одним из ключевых преимуществ модели является её гибкость в описании гетерогенности параметров между странами. Такая структура позволяет одновременно сохранять индивидуальные особенности экономической динамики каждой страны и агрегировать информацию в единую панельную систему, что особенно важно при анализе экономик с различной степенью развития, институциональной средой и уровнем интеграции в мировую экономику.

Моделирование ВВП стран БРИКС требует разрешения методологического компромисса между расширением состава предикторов и статистической устойчивостью оценок в условиях коротких временных рядов. В данной работе приоритет отдан панельной спецификации. Использование панельных данных позволяет компенсировать дефицит наблюдений за счёт объединения межстрановой информации и учёта кросс-секционных зависимостей, обеспечивая более надёжную интерпретацию результатов по сравнению с индивидуальными моделями.

Структура работы организована следующим образом. В первом разделе представлены характеристики используемых данных, описаны этапы их предварительной обработки. Во втором разделе изложена методологическая основа исследования, основанная на PMIDAS [16]. В третьем разделе рассмотрены альтернативные подходы к наукастингу ВВП и метрики, применяемые для оценки точности прогнозов. Четвёртый раздел содержит результаты эмпирического анализа и сравнительный обзор прогнозной эффективности предложенной модели по отношению к альтернативным методам. В заключении подведены основные итоги исследования, сформулированы практические выводы и обозначены направления дальнейшего совершенствования модели и расширения её эмпирического применения.

Описание данных

Эмпирическая база исследования сформирована в виде сбалансированной панели макроэкономических индикаторов для пяти стран объединения БРИКС (Бразилии, России, Индии, Китая и ЮАР). Выбранный горизонт исследования (январь 2013 г. – август 2025 г.) обусловлен доступностью сопоставимых макроэкономических рядов для всех пяти стран БРИКС.

В качестве целевой переменной используется реальный валовой внутренний продукт (ВВП). Первичная обработка включала устранение сезонности исходных рядов: для Индии и Китая сезонная корректировка осуществлялась с применением алгоритма X-13ARIMA-SEATS, тогда как для остальных стран использовались официальные сезонно сглаженные временные ряды национальных статистических ведомств. Для обеспечения сопоставимости и статистической устойчивости данные по ВВП были приведены к формату квартальных темпов роста. В таблице 1 приведён полный перечень используемых переменных с указанием их источников.

Формирование пространства экзогенных переменных базировалось на широком наборе высокочастотных (месячных) индикаторов, демонстрирующих теоретически и эмпирически обоснованную связь с фазами делового цикла. Предикторы сгруппированы по функциональным блокам, центральным из которых является блок показателей реального сектора, характеризующий динамику промышленного производства, внешней торговли и потребительского спроса.

Промышленное производство описывается индексами физического объёма выпуска. Для ЮАР, учитывая специфику формирования официальной статистики, был реконструирован синтетический индекс промышленного производства путём взвешенного агрегирования субиндексов добывающей промышленности, обрабатывающего сектора и электроэнергетики на основе структуры добавленной стоимости. Внешнеторговая активность представлена стоимостными объёмами экспорта и импорта товаров. Потребительский спрос измеряется индексом физического объёма розничного товарооборота. В случае Индии, для которой отсутствует релевантная ежемесячная статистика розничных продаж, построен прокси-индикатор: «Индекс производства потребительских товаров», вычисляемый как средневзвешенное значение отраслевых индексов промышленности, ориентированных на конечный спрос (пищевая, текстильная, фармацевтическая промышленность, автомобилестроение и др.) с использованием весов официального статистического агентства MoSPI.

Важным дополнением к данному блоку выступают опережающие индикаторы деловой активности. В спецификацию модели включён индекс деловой активности в обрабатывающей промышленности (PMI Manufacturing). Данный показатель представляет собой сезонно скорректированный диффузный индекс, отражающий ожидания менеджеров по закупкам в отношении текущих и будущих производственных условий. Использование PMI позволяет фиксировать поворотные моменты экономического цикла на ранних стадиях и обеспечивает более оперативную оценку деловой активности.

Функциональный блок «Цены и монетарные условия» предназначен для отражения инфляционной динамики и трансмиссионных механизмов денежно-кредитной политики, оказывающих влияние на совокупный спрос. В состав блока входят показатели инфляции, процентных ставок и денежного предложения. Инфляция измеряется индексом потребительских цен (CPI). В качестве индикатора стоимости краткосрочных заимствований используются ставки межбанковского рынка овернайт: SELIC (Бразилия), RUONIA (Россия), WACR (Индия), SHIBOR (Китай) и SABOR (ЮАР). Для агрегирования ежедневных котировок до месячной частоты применялось

арифметическое усреднение. Денежное предложение представлено агрегатами M2 или M3 (в зависимости от методологии национального регулятора). Номинальные ряды были продефлированы на основе национальных CPI, что позволило использовать показатель реальной денежной массы.

Таблица 1 – Основные показатели и источники данных

Группа показателей	Показатель	Бразилия	Россия	Индия	Китай	ЮАР
Целевая	Реальный ВВП	SIDRA	Росстат	MoSPI	NBS	Stats SA
Реальный сектор	Промышленное производство					
	Розничные продажи					
	Экспорт	FRED				
	Импорт					
	Индекс деловой активности в обрабатывающей промышленности	Cbonds				
Цены и монетарные условия	Индекс потребительских цен	SIDRA	Росстат	MoSPI	NBS, FRED	Stats SA
	Денежное предложение	BCB	Банк России	RBI	PBC	SARB
	Процентная ставка				CFETS	
Условия на финансовых рынках	Обменный курс (USD/LCU)	Cbonds				
	Фондовый индекс					
Глобальные контрольные переменные	Цена на нефть Brent					
	Индекс доллара DXY					
	Волатильность VIX					
	Индекс мировой торговли	CPB				

Комментарий: SIDRA (Sistema IBGE de Recuperação Automática): база данных Бразильского института географии и статистики (IBGE); Росстат: Федеральная служба государственной статистики Российской Федерации; MoSPI (Ministry of Statistics and Programme Implementation): Министерство статистики и реализации программ Индии; NBS (National Bureau of Statistics): Национальное бюро статистики Китая; Stats SA (Statistics South Africa): Статистическая служба Южно-Африканской Республики; BCB (Banco Central do Brasil): Центральный банк Бразилии; Банк России (CBR): Центральный банк Российской Федерации; RBI (Reserve Bank of India): Резервный банк Индии; PBC (People's Bank of China): Народный банк Китая; SARB (South African Reserve Bank): Южно-Африканский резервный банк; CFETS (China Foreign Exchange Trade System): Китайская валютная торговая система (подразделение Народного банка Китая); FRED (Federal Reserve Economic Data): база экономических данных Федерального резервного банка Сент-Луиса (США); CPB (CPB Netherlands Bureau for Economic Policy Analysis): Бюро анализа экономической политики Нидерландов; Cbonds: информационно-аналитическая платформа, агрегирующая финансовые данные (котировки, индексы) с международных бирж.

Третий блок предикторов характеризует условия на финансовых рынках, традиционно рассматриваемые как опережающие индикаторы деловой активности. В качестве ключевых переменных выбраны ведущие фондовые индексы: Ibovespa (Бразилия), IMOEX (Россия), SENSEX (Индия), SSE Composite (Китай) и JSE All Share (ЮАР). Для снижения высокочастотного шума использовались среднемесячные значения, рассчитанные на основе ежедневных цен закрытия. Валютный канал трансмиссии представлен номинальным обменным курсом национальной валюты к доллару США, агрегированным до месячной частоты путём арифметического усреднения.

Кроме того, спецификация модели включает блок глобальных контрольных переменных, необходимых для идентификации внешних шоков, оказывающих синхронизированное воздействие на страны БРИКС. В блок входят: реальная цена нефти марки Brent (номинальная цена, дефлированная CPI США), индекс доллара (DXY), отражающий глобальные валютные циклы, индекс волатильности VIX, применяемый как прокси-переменная глобального неприятия риска, а также индекс мировой торговли (CPB World Trade Monitor), характеризующий динамику глобального спроса.

Значимым этапом подготовки данных выступила предварительная методологическая обработка. Во-первых, сезонная корректировка применялась дифференцированно: для показателей реального сектора и денежных агрегатов, характеризующихся выраженной внутригодовой цикличностью и не имеющих официальных сезонно сглаженных рядов, использован алгоритм X-13ARIMA-SEATS. Финансовые индикаторы (процентные ставки, валютные курсы, VIX, цены на нефть, индекс доллара) применялись без сезонной корректировки, что обусловлено отсутствием детерминированной сезонной структуры и спецификой ценообразования на финансовых рынках. Во-вторых, для обеспечения корректного отражения реальных макроэкономических процессов стоимостные показатели были предварительно продефлированы. Заключительный этап трансформации предусматривал приведение временных рядов виду: для большинства реальных индикаторов использовались логарифмические темпы прироста, тогда как для процентных ставок и индекса волатильности применялись первые разности, что позволяет избежать искажений интерпретации, характерных для логарифмирования процентных величин. В таблице 2 представлен итоговый перечень показателей, используемый для построения наукастинга модели.

Необходимо сделать ряд важных методологических оговорок, касающихся процедуры предварительной обработки данных.

Во-первых, в качестве базовой трансформации для приведения рядов выбрано вычисление логарифмических темпов роста. Во-вторых, применение унифицированной процедуры сезонной корректировки ко всем спецификациям моделей может вносить незначительное занижение значений в абсолютные значения метрик прогнозной точности (ввиду эффекта пересмотра данных на краях выборки при использовании двусторонних фильтров). Тем не менее, поскольку данное методологическое ограничение воздействует на все сравниваемые модели симметрично, оно не влияет на валидность их относительного ранжирования и, следовательно, не искажает выводы об эффективности предлагаемого подхода к наукастингу. В-третьих, в рамках данного исследования не были созданы винтажные данные для набора предикторов, выбранных для построения наукастинга, однако для воссоздания полноценной процедуры наукастинга был построен псевдокалендарь релизов.

Спецификация лагов опирается на стилизованные факты публикации макроэкономической статистики в странах БРИКС и предполагает иерархическую структуру доступности информации. Построенный псевдокалендарь учитывает национальные особенности статистического учёта (см. таблица 3).

Таблица 2 – Перечень показателей, используемых в моделях наукастинга

Группа показателей	Показатель	Переменная в модели
Целевая	Реальный ВВП	С.к. квартальный темп роста реального ВВП
Реальный сектор	Промышленное производство	С.к. месячные темпы роста индекса промышленного производства
	Розничные продажи	С.к. месячные темпы роста индекса розничных продаж
	Экспорт	С.к. месячные темпы роста реального объёма экспорта
	Импорт	С.к. месячные темпы роста реального объёма импорта
	Индекс деловой активности в обрабатывающей промышленности	С.к. изменение индекса деловой активности в обрабатывающей промышленности
Цены и монетарные условия	Индекс потребительских цен	С.к. месячные темпы роста индекса потребительских цен
	Денежное предложение	С.к. месячные темпы роста реальной денежной массы
	Процентная ставка	Изменение процентной ставки (в пунктах)
Условия на финансовых рынках	Обменный курс (USD/LCU)	Месячный темп роста валютного курса
	Фондовый индекс	Месячный темп роста фондового индекса
Глобальные контрольные переменные	Цена на нефть Brent	Месячные темпы роста реальной цены на нефть Brent
	Индекс доллара DXY	Месячный темп роста индекса DXY
	Волатильность VIX	Изменение индекса глобальной неопределённости (в пунктах)
	Индекс мировой торговли	С.к. месячные темпы роста индекса реальной мировой торговли

Примечание: С.к. – сезонно скорректированные

Таблица 3 – Псевдокалендарь публикации данных

Показатель/ страна	Лаг публикации показателя				
	Бразилия	Китай	Индия	Россия	ЮАР
ВВП	60	18	60	50	65
Производство	35	15	42	45	45
Розничная торговля	45	15	45	45	50
Внешняя торговля: импорт и экспорт	30	15	30	45	30
Индекс потребительских цена	10	10	12	8	20
Денежное предложение	25	15	15	45	30
Индекс деловой активности в обрабатывающей промышленности	5	1	5	5	5
Процентная ставка	1	1	1	1	1
Глобальные финансовые показатели	1	1	1	1	1
Индекс мировой торговли	60	60	60	60	60

Статистическая система Китая демонстрирует наивысшую оперативность. Блок статистики реального сектора публикуется единым релизом после окончания отчётного периода с лагом 15–18 дней вместе с предварительной оценкой ВВП за предыдущий квартал. В России наиболее оперативным показателем является ИПЦ, переменные промышленного производства, розничной торговли, денежного предложения публикуются единым блоком с лагом в 45 дней, при этом первая оценка ВВП публикуется с лагом в 50 дней. Индия, Бразилия, ЮАР характеризуются более длительными процедурными задержками. Официальные данные по ВВП публикуются с лагом 60–65 дней. Такая структура данных создаёт ситуацию, при которой в течение первых двух месяцев текущего квартала модель для этих стран опирается преимущественно на косвенные индикаторы и опережающие индикаторы.

Таким образом, сформированная эмпирическая база исследования представляет собой сбалансированную панель макроэкономических индикаторов стран БРИКС, охватывающая период 2013–2025 гг. Применение унифицированных процедур предварительной обработки данных (дефлирование, сезонная корректировка X-13ARIMA-SEATS, логарифмирование) обеспечило сопоставимость данных в кросс-секционном разрезе, что является необходимым условием для корректного оценивания панельных регрессий.

Ключевой методологической особенностью является формирование псевдокалендаря публикации данных. Данная структура данных создаёт необходимый фундамент для реализации процедуры наукастинга в режиме псевдореального прогнозирования, позволяя верифицировать способность эконометрической модели трансформировать оперативные сигналы высокочастотных индикаторов в уточнение прогноза ВВП по мере наполнения информационного фона квартала.

Методологическое описание построения наукастинга методом PMIDAS с LCCE

В данном разделе представлена методология построения наукастинга ВВП стран БРИКС. Предлагаемая методология опирается на расширение подхода MIDAS для панельных данных, предложенное в работе [16]. Данный подход решает три ключевые проблемы наукастинга ВВП стран БРИКС: (1) использование высокочастотной информации (месячные данные) для прогнозирования низкочастотной целевой переменной (квартальный ВВП) без потери информации от усреднения; (2) учёт асинхронности поступления данных («рваный край» или *ragged edge*); (3) моделирование сильной кросс-секционной зависимости, характерной для экономик БРИКС, через мультифакторную структуру ошибок.

Пусть $y_{i,t}$ – темп роста ВВП для страны i $(i = 1, \dots, N)$ в квартале t $(t = 1, \dots, T)$. Предположим, что для каждой страны доступен вектор предикторов $X_{i,t}^{M}$, наблюдаемых с месячной частотой. Следуя подходу UMIDAS, мы группируем наблюдения трёх месяцев, составляющих квартал t, в единый вектор для каждой страны i:

$$X_{i,t}^{M} = \left[x_{i,t}^{M}, x_{i,t-\frac{1}{3}}^{M}, x_{i,t-\frac{2}{3}}^{M} \right]',$$

где $X_{i,t}^{M}$ – сгруппированный вектор квартальных значений всех предикторов за год.

Ключевой особенностью наукастинга является зависимость информационного множества от момента времени, в который производится прогноз. Обозначим v как день внутри квартала, в который осуществляется оценка (винтаж данных). Введём обозначения лагов публикации: d_{iv}– количество кварталов запаздывания выпуска ВВП страны i на день v; m_{iv} – количество месяцев запаздывания предикторов для

страны i на день v (относительно последнего месяца квартала). Значение $m_{iv} = 0$ означает, что на момент доступны данные за все три месяца квартала. Таким образом, спецификация панельной модели MIDAS (PMIDAS) с учетом «рваного края» принимает следующий вид:

$$y_{i,t} = c_{vi} + \phi_{vi} y_{i,t-d_{iv}} + \beta'_{vi} X^{M}_{i,t-\frac{m_{iv}}{3}} + u_{v,i,t}, \quad (1)$$

где c_{vi} – индивидуальные фиксированные эффекты,
ϕ_{vi} – авторегрессионный коэффициент,
β_{vi} – вектор коэффициентов наклона.

Важно отметить, что параметры модели зависят от v, так как структура лагов меняется в течение квартала по мере поступления новых данных.

Для учёта макроэкономических взаимосвязей внутри БРИКС и глобальных шоков предполагается, что ошибка имеет мультифакторную структуру:

$$u_{v,i,t} = \gamma'_{vi} f_t + \varepsilon_{v,i,t}, \quad (2)$$

где f_t – ненаблюдаемый вектор общих факторов,
γ_{vi} – вектор нагрузок,
$\varepsilon_{v,i,t}$ – индивидуальная ошибка.

Такая спецификация позволяет учитывать кросс-секционные эффекты через влияние общих латентных факторов f_t, что обеспечивает возможность моделирования межстрановой зависимости и учёта глобальных шоков, оказывающих синхронное воздействие на динамику ВВП стран БРИКС.

Поскольку вектор f_t является ненаблюдаемым, его непосредственное включение в регрессионное уравнение невозможно. Игнорирование факторной структуры приведёт к смещению оценок коэффициентов и их несостоятельности вследствие эндогенности, вызванной корреляцией предикторов с глобальными шоками. Для решения данной проблемы применяется метод лагированных общих коррелированных эффектов (Lagged Common Correlated Effects (LCCE), предложенный в работе [16]. В отличие от стандартного подхода CCE, данный метод опирается исключительно на информацию, доступную на момент формирования прогноза v, что позволяет строить наукаст на основе винтажных данных.

Вспомогательное уравнение, описывающее эту аппроксимацию f_t, имеет следующий вид:

$$X^{M}_{i,t-\frac{m_{iv}}{3}} = \kappa_{vi} + \alpha_{vi} y_{it-d_{iv}} + \Gamma'_{vi} f_t + \upsilon_{v,i,t}, \quad (3)$$

где κ_{vi} – индивидуальная константа,
α_{vi} – коэффициент при лаге зависимой переменной,
Γ_{vi} – матрица факторных нагрузок,
$\upsilon_{v,i,t}$ – индивидуальный стохастический остаток.

Это уравнение не используется непосредственно для прогнозирования, но формализует процедуру приближения латентных факторов через наблюдаемые переменные. На его основе формируется объединённый вектор наблюдений $z^{M}_{i,t,v}$, который включает в себя только те лаги целевой переменной и предикторов, которые фактически опубликованы к дню v:

$$z_{i,t,v}^{M} = \left[y_{i,t-d_{iv}}, X_{i,t-m_{iv/3}}^{M} \right]', \quad (4)$$

затем вычисляется панельное (межстрановое) среднее взвешенное с учётом одинаковых экзогенных весов [7]:

$$z_{t,v}^{M} = \sum_{i=1}^{N} \omega_i z_{i,t,v}^{M}, \omega_i > 0, \sum \omega_i = 1. \quad (5)$$

Подставляя $z_{t,v}^{M}$ вместо f_t в уравнение (1), получаем модифицированную модель:

$$y_{i,t} = c_{vi}^{*} + \phi_{vi} y_{i,t-d_{iv}} + \beta_{vi}' X_{i,t-\frac{m_{iv}}{3}}^{M} + \delta_{vi}'(L) z_{t,v}^{M} + \varepsilon_{v,i,t} + O_p\left(N^{-\frac{1}{2}}\right), \quad (6)$$

где $\delta_{vi}(L)$ – полином лагов от агрегированного вектора $z_{t,v}^{M}$, отражающий динамическое влияние общих факторов,

$O_p\left(N^{-\frac{1}{2}}\right)$ – представляет собой асимптотически пренебрежимый остаточный член, возникающий вследствие использования $z_{t,v}^{M}$.

На практике данный полином усекается до порядка $p_T \sim T^{1/3}$ [15], что соответствует стандартной рекомендацией для работы с панельными данными ограниченной длины. Итоговая спецификация модели для оценивания принимает следующий вид:

$$y_{i,t} = c_{vi}^{*} + \phi_{vi} y_{i,t-d_{iv}} + \beta_{vi}' X_{i,t-\frac{m_{iv}}{3}}^{M} + \sum_{l=0}^{p_T} \delta_{vil}' z_{t-l,v}^{M} + e_{v,i,t}, \quad (7)$$

где $e_{i,t}$ — обобщённая ошибка, включающая в себя как идиосинкратический шок, так и ошибку аппроксимации факторов, возникающую вследствие усечения лагового полинома.

Параметры модели $(\phi_i, \beta_i, \delta_i)$ могут оцениваться по отдельности для каждой страны с использованием метода наименьших квадратов, что формирует гетерогенную спецификацию модели. Такой подход позволяет учесть структурные различия экономик, однако требует достаточной длины временных рядов для сохранения степеней свободы. Наукаст для страны i в момент времени v (на горизонте T) вычисляется как:

$$\widehat{y_{\iota,T,v}} = \widehat{c_{v\iota}^{*}} + \widehat{\phi_{v\iota}}\, y_{i,T-d_{iv}} + \widehat{\beta_{v\iota}'} X_{i,T-\frac{m_{iv}}{3}}^{M} + \sum_{l=0}^{p_T} \widehat{\delta_{vil}'} z_{T-l,v}^{M}. \quad (8)$$

В случае необходимости наложения ограничений однородности (например, $\phi_{vi} = \phi_v, \beta_{vi} = \beta_v, \delta_{vil} = \delta_{vl}$) модель может быть представлена в объединённой форме:

$$\widehat{y_{\iota,T,v}} = \widehat{c_{v\iota}^{*}} + \widehat{\phi_{v}}\, y_{i,T-d_{iv}} + \widehat{\beta_{v}'} X_{i,T-\frac{m_{iv}}{3}}^{M} + \sum_{l=0}^{p_T} \widehat{\delta_{vl}}' z_{T-l,v}^{M}, \quad (9)$$

где параметры оцениваются по всей совокупности стран с использованием панельной регрессии. В такой модели гетерогенность сохраняется только в индивидуальных константах c_i^*, тогда как остальные параметры считаются общими для всех стран. Данный подход позволяет существенно снизить дисперсию оценок и повысить точность прогноза в условиях коротких выборок, что подтверждается эмпирическими результатами [16].

В рамках настоящего исследования информационное множество модели существенно расширено по сравнению с базовой спецификацией [16]. Включённый в анализ набор предикторов содержит 14 высокочастотных переменных, характеризующих реальный сектор, финансовые рынки, внешнюю торговлю и глобальные макроэкономические факторы. Учитывая спецификацию UMIDAS, предполагающую включение каждой месячной переменной с тремя распределёнными лагами, размерность вектора коэффициентов наклона возрастает до 42 параметров. С учётом авторегрессионных членов, контрольных переменных и аппроксимированных факторов LCCE общее число оцениваемых параметров модели (K) не менее 45.

В условиях ограниченной длины временных рядов ($T \approx 80$ кварталов), характерной для макроэкономической статистики стран БРИКС, возникает проблема «проклятия размерности». Для гетерогенной спецификации соотношение числа наблюдений к числу параметров приближается к критически низким значениям ($\frac{T}{K} < 2$), что делает классический метод наименьших квадратов (OLS) неприменимым вследствие переобучения.

Для обеспечения устойчивости оценок и минимизации среднеквадратичной ошибки прогноза (RMSFE) в гетерогенной спецификации применяется метод гребневой регрессии (*Ridge Regression*). Данный подход предполагает введение L_2 – регуляризации, позволяющей найти оптимальный баланс между смещением и дисперсией. Вектор параметров $\widehat{\Theta}^{Ridge}$ находится путём решения задачи минимизации суммы квадратов остатков со штрафной функцией:

$$\widehat{\Theta}^{Ridge} = argmin_{\Theta}\left(\sum_{t=1}^{T}\left(y_{i,t} - D'_{v,i,t}\theta\right)^2 + \lambda\sum_{j=1}^{p}\theta_j^2\right), \quad (10)$$

где $D_{v,i,t}$ – полный вектор объясняющих переменных, доступных на момент прогноза v,

$\lambda \geq 0$ – гиперпараметр регуляризации, который выбирается на основе рекурсивной кросс-валидации.

Таким образом, предложенная модель PMIDAS с учётом LCCE представляет собой гибкий инструмент для наукастинга ВВП. В отличие от стандартных подходов, панельная структура позволяет эффективно использовать кросс-секционную информацию для улучшения точности прогноза, а спецификация MIDAS сохраняет информативность внутриквартальной динамики без потерь от агрегации.

Включение механизма LCCE обеспечивает состоятельность оценок в присутствии ненаблюдаемых глобальных факторов и кросс-секционной зависимости, что повышает реалистичность моделирования для взаимосвязанных развивающихся рынков. Возможность выбора между гетерогенной и объединённой спецификациями делает подход адаптивным к свойствам данных, позволяя исследователю находить оптимальный баланс между смещением и эффективностью оценок в зависимости от доступной глубины временных рядов.

Оценка точности альтернативными методами построения наукаста

Для оценки прогностической точности модели используется процедура псевдовневыборочного прогнозирования с применением рекурсивной схемы оценивания.

Полная временная выборка объёмом T делится на две части: период первоначального оценивания R, составляющий 80 % наблюдений, и период оценки качества прогнозов P, составляющий оставшиеся 20 %, так что $T = R + P$, подобный выбор деления на обучающую и тестовую выборку обусловлен длинной квартальных данных. Такой подход позволяет имитировать поступление данных в режиме реального времени.

Процедура осуществляется итеративно:

1. На первом шаге параметры модели оцениваются на интервале $t = 1,\dots, R$, после чего строится прогноз на период $R + 1$.

2 Фактическое значение y_{R+1} включается в информационное множество, окно оценивания расширяется, параметры модели переоцениваются на выборке $t = 1, \dots, R + 1$, и строится прогноз на $R + 2$.

Данный алгоритм повторяется до конца выборки, что позволяет отследить эволюцию ошибки прогноза по мере обновления высокочастотной информации внутри квартала.

Для оценки точности оперативного прогноза используется две метрики: корень из среднеквадратичной ошибки прогноза (RMSFE) и средняя абсолютная ошибка прогноза (MAFE), которые рассчитываются для каждого дня v внутри окна наукастинга. Расчёт метрик для страны i на день v производится по формулам 11–12:

$$RMSFE_{v,i} = \sqrt{\frac{1}{P}\sum_{t=R+1}^{T}\left(y_{i,t} - \hat{y}_{v,i,t}\right)^2} \tag{11}$$

$$MAFE_{v,i} = \frac{1}{P}\sum_{t=R+1}^{T}\left|y_{i,t} - \hat{y}_{v,i,t}\right|, \tag{12}$$

где $y_{i,t}$ – фактическое значение прогнозируемой переменной для периода t и страны i;

$\hat{y}_{v,i,t}$ – прогнозное значение для периода t, сформированное на основе информации, доступной на день v;

R – объём обучающей выборки;

P – длина тестового окна;

$t = R + 1$ – первый период тестовой выборки, прогноз для которого строится на основе параметров, оценённых на интервале $1, \dots, R$.

Помимо индивидуальных оценок для каждой страны, для анализа эффективности модели на уровне всей панели используются агрегированные метрики. Чтобы получить единую статистику качества наукастинга для всех рассматриваемых стран на день v, вычисляются усредненные значения ошибок, формулы 13–14:

$$\overline{RMSFE_v} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} RMSFE_{v,i} \tag{13}$$

$$\overline{MAFE_v} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} MAFE_{v,i}, \quad (14)$$

где N – количество стран в выборке.

Данный показатель позволяет отследить общую динамику точности модели по мере поступления внутриквартальной статистики.

Для верификации предсказательной способности основной модели PMIDAS в исследовании используются две альтернативные спецификации. Сравнение с данными моделями позволяет определить, оправдано ли использование вычислительно более сложного метода смешанных частот.

В качестве базового эталона используется одновариантная авторегрессионная модель первого порядка AR (1). Второй эталонной моделью выступает классическое уравнение связи, использующее в качестве единственного предиктора индекс промышленного производства, также используется уравнение связи со следующими предикторами: индекс промышленного производства, розничная торговля, внешняя торговля – импорт и экспорт. В качестве наиболее сильной альтернативы применяется метод комбинирования прогнозов, основанный на усреднении результатов множества парных уравнений связи, где в качестве предиктора используются те же индекс промышленного производства, розничная торговля, внешняя торговля – импорт и экспорт.

Результаты

В таблицах 4 и 5 представлены усреднённые по всем странам выборки значения метрик RMSFE и MAFE для оцениваемых спецификаций. Одним из главных эмпирических результатов исследования является устойчивое превосходство гетерогенной версии модели PMIDAS над объединённой спецификацией и других моделей временных рядов. На горизонте первого дня наукастинга RMSFE гетерогенной модели составляет 0,0085, что на 20,5 % ниже, чем у объединённой версии 0,0107. Данное преимущество сохраняется на всем прогнозном горизонте, подтверждаясь метрикой MAFE, где гетерогенная модель также демонстрирует лучшие показатели – 0,0078 против 0,0095 на 1-й день.

Таблица 4 – значением метрик RMSFE для построенных прогнозов

День	Значение RMSFE для модели					
	Объединенный PMIDAS	Гетерогенный PMIDAS	AR(1)	Уравнение связи с 1 предиктором	Уравнение связи с 4 предикторами	Усредненное уравнение связи
1	0,0107	0,0085	0,0139	0,0124	0,0185	0,0107
15	0,0095	0,0077	0,0139	0,0119	0,0125	0,0100
30	0,0087	0,0068	0,0139	0,0113	0,0122	0,0098
45	0,0080	0,0068	0,0139	0,0098	0,0108	0,0093
60	0,0073	0,0062	0,0139	0,0098	0,0106	0,0092
75	0,0068	0,0055	0,0112	0,0088	0,0086	0,0072
90	0,0068	0,0051	0,0112	0,0088	0,0086	0,0072
105	0,0064	0,0050	0,0112	0,0080	0,0086	0,0069
120	0,0052	0,0040	0,0087	0,0060	0,0061	0,0059
135	0,0034	0,0027	0,0175	0,0039	0,0044	0,0044
150	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Источник: расчеты автора

Таблица 5 – значение метрик MAFE для построенных прогнозов

День	Значение MAFE для модели					
	Объединенный PMIDAS	Гетерогенный PMIDAS	AR(1)	Уравнение связи с 1 предиктором	Уравнение связи с 4 предикторами	Усредненное уравнение связи
1	0,0095	0,0078	0,0119	0,0109	0,0148	0,0095
15	0,0082	0,0067	0,0119	0,0108	0,0112	0,0090
30	0,0077	0,0062	0,0106	0,0100	0,0106	0,0089
45	0,0069	0,0059	0,0106	0,0091	0,0091	0,0078
60	0,0064	0,0052	0,0106	0,0085	0,0089	0,0077
75	0,0060	0,0052	0,0096	0,0078	0,0072	0,0064
90	0,0060	0,0043	0,0081	0,0077	0,0072	0,0064
105	0,0055	0,0042	0,0081	0,0066	0,0072	0,0063
120	0,0042	0,0033	0,0078	0,0054	0,0052	0,0052
135	0,0025	0,0023	0,0047	0,0047	0,0032	0,0036
150	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000

Источник: расчеты автора

Полученный результат контрастирует с выводами [8] для развитых экономик, где объединение коэффициентов приводило к улучшению прогнозов. Для стран БРИКС высокая степень структурной гетерогенности (различия в драйверах ВВП и реакции на шоки) делает допущение об однородности коэффициентов наклона неэффективным. Индивидуальная калибровка параметров модели под каждую страну перевешивает выигрыш от снижения дисперсии оценок, который даёт объединённая модель.

Сравнение с альтернативными методами модели класса PMIDAS демонстрируют значительное превосходство над стандартными бенчмарками: во-первых, наилучшая спецификация PMIDAS снижает ошибку прогноза относительно бенчмарка AR (1) на 39–60 % в зависимости от горизонта прогнозирования. Это указывает на высокую информативность внутриквартальных данных, которая игнорируется инерционными моделями. Во-вторых, при сравнении моделей PMIDAS и уравнений связи наблюдается эффект снижения точности при расширении набора предикторов в простых линейных моделях. Уравнение связи с 4 предикторами показывает наихудший результат на старте квартала (RMSFE 0,0185), уступая даже простой модели с одним предиктором (RMSFE 0,0124). Это свидетельствует о проблеме мультиколлинеарности и переобучения в моделях связи на данных развивающихся рынков, в то время как методы смешанных частот (MIDAS) эффективно фильтруют информационный шум.

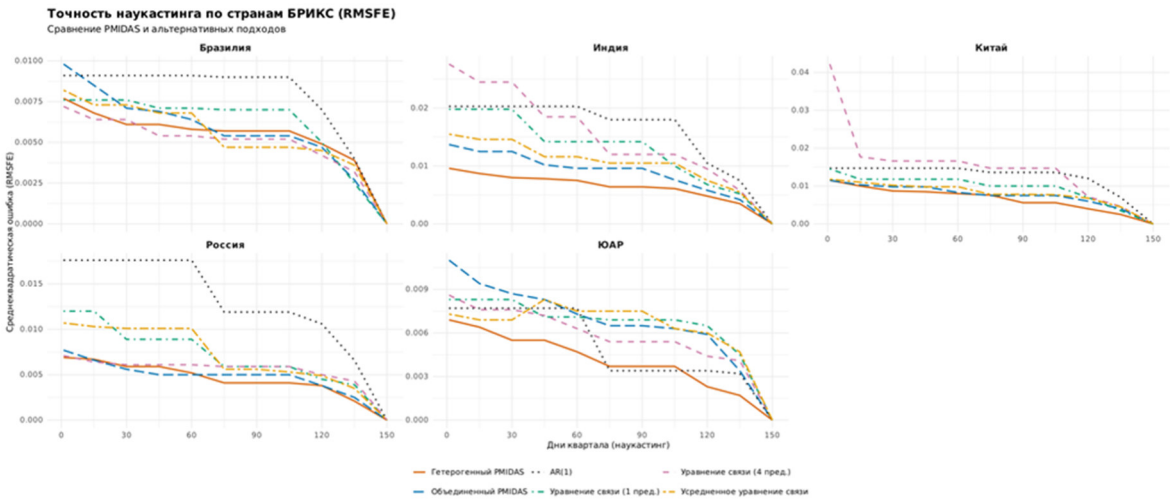
Динамика ошибок демонстрирует свойство монотонности: точность наукастинга последовательно повышается по мере поступления новой информации в течение квартала. Для модели гетерогенной модели PMIDAS показатель RMSFE снижается с 0,0085 (День 1) до 0,0055 (День 75) и 0,0040 (День 120), что подтверждает корректную реакцию модели на публикацию макроэкономической статистики (индексов промышленного производства и опережающих индикаторов).

Дезагрегированный анализ результатов выявляет значительную неоднородность в эффективности моделей в зависимости от структурных особенностей экономик стран БРИКС. В то время как общая тенденция указывает на преимущество гетерогенной спецификации PMIDAS, масштаб выигрыша и поведение альтернативных моделей существенно различаются.

Далее результаты представлены для метрики RMSFE[1]. Для экономики Бразилии (рис. 1) модель гетерогенная PMIDAS демонстрирует стабильное преимущество

[1] При рассмотрении метрики MAFE результаты аналогичны и могут быть предоставлены по запросу

перед конкурентами на всем прогнозном горизонте. Примечательно, что простые уравнения связи показывают здесь конкурентоспособные результаты (0,0072 для спецификации с 4 предикторами на старте). Это свидетельствует о высокой корреляции выбранных высокочастотных индикаторов с ВВП Бразилии. Однако по мере поступления новых данных (к 60–75 дню) PMIDAS начинает выигрывать за счёт более гибкой обработки лаговой структуры.



Примечание: расчёты авторов

Рисунок 1 – Значение метрик RMSFE для стран БРИКС

Результаты для Китая иллюстрируют критическую уязвимость стандартных методов регрессии при работе со сложными макроэкономическими данными. Уравнение связи с 4 предикторами демонстрирует катастрофический провал точности в начале квартала (RMSFE 0,0422 против 0,0115 у PMIDAS). Это яркий пример мультиколлинеарности: синхронная динамика индикаторов промышленного производства и денежной массы в Китае приводит к неустойчивости оценок МНК в простой регрессии. Гетерогенная спецификация к середине квартала (День 90) снижает ошибку до 0,0056, существенно опережая объединённую модель (0,0075), что подтверждает необходимость учёта специфики китайского делового цикла, который сложно аппроксимировать усреднёнными параметрами по БРИКС.

Индия представляет собой наиболее яркий пример неэффективности инерционных моделей прогнозирования. Бенчмарк AR (1) показывает наихудший результат среди всех стран выборки (RMSFE 0,0203 на старте), что говорит о низкой автокорреляции темпов роста ВВП и высокой подверженности шокам. В этих условиях выигрыш от использования высокочастотной информации максимален. Гетерогенный PMIDAS снижает ошибку более чем в два раза относительно AR (1) – до 0,0096 (RMSFE). Разрыв между гетерогенной и объединённой моделями здесь один из самых высоких. Это подтверждает, что динамика ВВП Индии (во многом определяемая сектором услуг и внутренним спросом) структурно отличается от экспортоориентированных экономик других стран блока, делая объединения данных контрпродуктивным.

Результаты для России демонстрирует динамику, схожую с индийской в контексте низкой эффективности авторегрессии. Высокая ошибка AR (1) указывает на то, что прошлые значения ВВП являются слабым предиктором будущих, вероятно, из-за воздействия внешних шоков (цены на энергоносители, санкционные режимы). Гетерогенная модель (0,0069 RMSFE) эффективно улавливает эти шоки через оператив-

ные данные, превосходя объединённую модель (0,0077 RMSFE). Важно отметить, что здесь уравнение связи с 4 предикторами (0,0071 RMSFE) работает почти так же хорошо, как PMIDAS. Это может объясняться высокой зависимостью ВВП от ограниченного набора факторов (цены на нефть и промпроизводство), которые легко улавливаются линейной моделью без сложной лаговой структуры.

Результаты для ЮАР демонстрируют уникальную картину, где простые модели остаются конкурентоспособными. Бенчмарк AR (1) показывает удивительно высокую точность (0,0077), сопоставимую с PMIDAS на старте, а в середине квартала (День 75) даже незначительно превосходит его по метрике RMSFE (0,0034 против 0,0037). Тем не менее гетерогенный PMIDAS выигрывает на самых ранних этапах (День 1–15), что критически важно для задачи наукастинга. Превосходство гетерогенной версии над объединённой (0,0110 RMSFE) здесь максимально выражено, что вновь подтверждает тезис о невозможности описания всех стран БРИКС единым набором коэффициентов.

Заключение

В рамках настоящего исследования разработан и эмпирически апробирован комплексный подход к краткосрочному прогнозированию (наукастингу) динамики реального ВВП стран БРИКС (Бразилия, Россия, Индия, Китай, ЮАР) на данных 2013–2025 гг. Предложенная методология базируется на спецификации панельной модели смешанных частот (PMIDAS) с включением лагированных общих коррелированных эффектов (LCCE), что позволило решить фундаментальные проблемы анализа данных развивающихся рынков: асинхронность публикации статистики («рваный край»), высокую волатильность макроэкономических рядов и наличие сильной кросс-секционной зависимости, обусловленной глобальными шоками.

Ключевым эмпирическим результатом работы является доказательство преимущества гетерогенной спецификации модели PMIDAS над подходами, предполагающими объединение коэффициентов. В отличие от исследований по странам ОЭСР (в частности, Fosten & Nandi, 2023), где отказ от индивидуальных коэффициентов повышал точность за счёт снижения дисперсии оценок, для стран БРИКС гипотеза об однородности коэффициентов наклона не находит подтверждения. Структурные различия экономик объединения – от экспортно-сырьевой ориентации России и Бразилии до производственной модели Китая и сервисной экономики Индии – требуют индивидуальной калибровки параметров.

Сравнительный анализ с альтернативными методами прогнозирования подтвердил высокую эффективность предложенного подхода: гетерогенный PMIDAS существенно превзошёл бенчмарк AR (1) (снижение ошибки на 39–60 %), особенно в экономиках с низкой инерцией роста и высокой подверженностью шокам (Индия, Россия). Это доказывает критическую важность учёта оперативной высокочастотной информации, которая игнорируется одномерными моделями временных рядов. В сравнении с традиционными уравнениями связи модель PMIDAS продемонстрировала большую робастность. Расширение набора предикторов в линейных регрессиях приводило к резкому ухудшению прогнозов из-за мультиколлинеарности (наиболее ярко проявившееся в результатах по Китаю), тогда как спецификация MIDAS эффективно фильтровала информационный шум, сохраняя высокую прогностическую точность.

Важным методологическим вкладом исследования является построение псевдокалендаря релизов, учитывающего национальные особенности статистического учёта стран БРИКС. Имитация потока данных в режиме псевдореального времени позволила подтвердить свойство монотонности наукастинга: точность модели последовательно возрастает по мере наполнения информационного множества квартала,

эффективно трансформируя сигналы от опережающих индикаторов (финансовые рынки, PMI) и статистики реального сектора в уточнение оценки ВВП.

Таким образом, результаты исследования свидетельствуют о том, что для мониторинга экономической активности в странах БРИКС оптимальной стратегией является использование моделей смешанных частот с индивидуальными страновыми коэффициентами и учётом глобальных факторов через механизм LCCE. Данный подход обеспечивает баланс между гибкостью, необходимой для учёта национальной специфики, и строгостью, требуемой для корректной обработки панельных данных в условиях глобальной неопределённости.

Список источников:

1. 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. – DOI 10.1016/j.jmoneco.2008.05.010.

2. Aastveit K. A., Gerdrup K. R., Jore A. S., Thorsrud L. A. Nowcasting GDP in real time: A density combination approach // Journal of Business & Economic Statistics. – 2014. – Vol. 32, No. 1. – P. 48-68.

3. Marcellino M., Porqueddu M., Venditti F. Short-term GDP forecasting with a mixed-frequency dynamic factor model with stochastic volatility // Journal of Business & Economic Statistics. – 2016. Vol. 34, No. 1. – P. 118-127. – DOI 34. 10.2139/ssrn.2221327.

4. Fosten J., Gutknecht D. Model Confidence Sets for Nowcast Procedures // SSRN Electronic Journal. – 2018. – DOI 10.2139/ssrn.3259218.

5. Ingenito R., Trehan B. Using monthly data to predict quarterly output // FRBSF Economic Review. – 1996. No. 3. – P. 3-11.

6. Schumacher C. A comparison of MIDAS and bridge equations // International Journal of Forecasting. – 2016. – Vol. 32, No. 2. – P. 257-270. – DOI 10.1016/j.ijforecast.2015.07.004.

7. Soybilgen B., Yazgan E. Nowcasting the new Turkish GDP // Economics Bulletin. – 2018. Vol. 38, No. 2. – P. 1083-1090.

8. Ghysels E., Santa-Clara P., Valkanov R. Predicting volatility: getting the most out of return data sampled at different frequencies // Journal of Econometrics. 2006. – Vol. 131, No. 1-2. – P. 59-95. – DOI 10.2139/ssrn.440941.

9. Ghysels E., Sinko A., Valkanov R. MIDAS regressions: Further results and new directions // Econometric Reviews. – 2007. – Vol. 26, No. 1. – P. 53-90. – DOI 10.2139/ssrn.885683.

10. Chernis T., Sekkel R. A dynamic factor model for nowcasting Canadian GDP growth // Empirical Economics. – 2017. – Vol. 53, No. 1. – P. 217-234. – DOI 10.1007/s00181-017-1254-1. – EDN FFPBNE.

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. – DOI 10.1111/twec.12708.

12. Marcellino M., Schumacher C. Factor MIDAS for nowcasting and forecasting with ragged-edge data: A model comparison for German GDP // Oxford Bulletin of Economics and Statistics. – 2010. – Vol. 72, No. 4. – P. 518-550. – DOI 10.1111/j.1468-0084.2010.00591.x.

13. Tiffin A. Seeing in the dark: A machine-learning approach to nowcasting in Lebanon // IMF Working Paper. – 2016. – Vol. 16, No. 56. – P. 1. – DOI 10.5089/9781513568089.001.

14. Cepni O., Guney I. E., Swanson N. R. Forecasting and nowcasting emerging market GDP growth rates: The role of latent global economic policy uncertainty and macroeconomic data surprise factors // Journal of Forecasting. – 2019. – Vol. 39, No. 1. – P. 18-36. – DOI 10.1002/for.2602.

15. Chudik A., Pesaran H. Large panel data models with cross-sectional dependence: a survey // The Oxford Handbook of Panel Data, ed. Badi H. Baltagi. – New York : Oxford University Press), 2015. – P. 3-45.

16. Fosten J., Nandi S. Nowcasting from cross-sectionally dependent panels // Journal of Applied Econometrics. – 2023. – Vol. 38, No. 6. – P. 898-919. – DOI 10.1002/jae.2980. – EDN ZKXYHX.

17. Поршаков А. С., Пономаренко А. А., Синяков А. А. Оценка и прогнозирование ВВП России с помощью динамической факторной модели // Журнал Новой экономической ассоциации. – 2016. – № 2(30). – С. 60-76. – DOI 10.31737/2221-2264-2016-30-2-3. – EDN WFAYXZ.

18. Пономарев Ю., Плескачев Ю. Краткосрочное прогнозирование ВВП с помощью динамической факторной модели // Экономическое развитие России. – 2018. – Т. 25, № 1. – С. 15-19. – EDN YNJYDH.

19. Зубарев А. В., Рыбак К. С. Наукастинг ВВП: динамическая факторная модель и официальные прогнозы // Экономическое развитие России. – 2021. – Т. 28, № 12. – С. 34-40. – EDN REJZKL.

20. Лазарян С. С., Герман Н. Е. Прогнозирование текущей динамики ВВП на основе данных поисковых запросов // Научно-исследовательский финансовый институт. Финансовый журнал. – 2018. – № 6(46). – С. 83-94. – DOI 10.31107/2075-1990-2018-6-83-94. – EDN VWIFPB.

21. Микош Х., Соланко Л. Прогнозирование роста российского ВВП с использованием данных со смешанной периодичностью // Деньги и кредит. – 2019. – № 1. – С. 19-35. – DOI 10.31477/rjmf.201901.19. – EDN ZAYOHJ.

22. Станкевич И. П. Применение MIDAS-моделей с марковским переключением для наукастинга ВВП и его компонентов // Прикладная эконометрика. – 2023. – № 2(70). – С. 122-143. – DOI 10.22394/1993-7601-2023-70-122-143. – EDN QPLZPO.

23. Гареев М. Ю., Полбин А. В. Наукастинг: оценка изменения ключевых макроэкономических показателей с использованием методов машинного обучения // Вопросы экономики. – 2022. – № 8. – С. 133-157. – DOI 10.32609/0042-8736-2022-8-133-157. – EDN BBSCGE.

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

Статья поступила в редакцию / Received: 09.02.2026
Доработана после рецензирования / Revised: 12.03.2026
Принята к публикации / Accepted: 13.03.2026