

Прогнозирование основных макроэкономических показателей методами DMA и DMS

Анастасия Панкратова, РАНХиГС; ИЭП им. Е. Т. Гайдара

pankratova@iep.ru

Работа посвящена применению динамического усреднения моделей (Dynamic Model Averaging, DMA) и динамического выбора модели (Dynamic Model Selection, DMS) для прогнозирования основных макроэкономических показателей России – валового внутреннего продукта, потребления, валового накопления капитала и валового накопления основного капитала – как в постоянных ценах, так и в текущих на период от одного до шести кварталов. Особенностью этих методов является их способность на каждом временном шаге изменять и коэффициенты перед независимыми переменными, и состав предикторов, участвующих в прогнозировании, что в теории способно обеспечить более точные и надежные прогнозы зависимых переменных. Исследование выявило высокое качество прогнозов основных макроэкономических показателей методами DMA и DMS в сравнении с альтернативными методами, такими как наивный прогноз, авторегрессии первого и второго порядков, авторегрессия первого порядка с экзогенными переменными, динамическая факторная модель, байесовская векторная авторегрессия, метод байесовского усреднения моделей и байесовский выбор модели. Полученные результаты обосновывают практическую значимость методов DMA и DMS и показывают потенциал их использования при принятии решений в условиях постоянно меняющейся экономической среды.

Ключевые слова:

методы прогнозирования, эконометрическое моделирование, DMA, DMS, макроэкономические показатели

JEL Codes: C5, C51, C53, E27

Цитирование: Pankratova, A.

(2024). Forecasting Key Macroeconomic Indicators Using DMA and DMS Methods. *Russian Journal of Money and Finance*, 83(1), pp. 32–52.

1. Введение

Экономика России функционирует в условиях постоянных изменений: политические решения, динамика мировых рынков и технологические прорывы могут значительно влиять на экономическую ситуацию в стране. Ввиду этих постоянных изменений целесообразно исследовать возможности моделей, которые могут адаптироваться к изменяющимся параметрам и предоставлять точные прогнозы макроэкономических показателей, что необходимо для принятия мер по регулированию экономики и формирования экономической политики государства.

В настоящей работе рассматриваются два фундаментальных метода: динамического усреднения моделей (Dynamic Model Averaging, DMA) и динамического выбора модели (Dynamic Model Selection, DMS). Основопологающей характеристикой данных методов является их способность к адаптации, которая выражается в изменении коэффициентов перед предикторами на каждом отдельном временном шаге, а также изменении самого состава объясняющих переменных. Таким образом, методы предоставляют возможность учитывать динамические изменения во входных данных, что теоретически позволяет получить более точные прогнозы.

Метод DMA представляет собой алгоритм прогнозирования, основанный на концепции динамического взвешенного усреднения прогнозов, полученных с использованием нескольких различных моделей. Веса, назначаемые прогнозу каждой модели, основываются на предсказательной способности этой модели в прошлом или в текущих условиях. Динамическое усреднение позволяет учесть различные аспекты моделей, что повышает точность прогноза.

Метод DMS основан на идее динамического выбора оптимальной модели в зависимости от текущего состояния системы и доступных данных. Выбор модели зависит от оценки ее предсказательной способности в текущих условиях, которая может быть основана на различных критериях. В процессе прогнозирования модель может подвергаться переоценке и обновлению в соответствии с изменяющимися условиями, что обеспечивает достижение более адаптивного и гибкого прогноза. Этот подход позволяет системе динамически подстраиваться к изменениям в данных и обеспечивает более точное прогнозирование на основе наиболее соответствующей модели в каждый момент времени.

В российской научной литературе прогнозированию методами DMA и DMS посвящена только одна работа – Stylin (2019). Таким образом, исследование применения методов DMA и DMS для прогнозирования основных макроэкономических показателей России представляет собой актуальную тему, имеющую практическую и теоретическую значимость. Целью данной работы является построение прогнозов основных макроэкономических показателей с использованием DMA и DMS и оценка их качества.

Далее статья структурирована следующим образом: Раздел 2 посвящен обзору литературы; в Разделе 3 обсуждается методология, то есть методы DMA и DMS, бенчмарки и способы сравнения качества прогнозирования; Раздел 4 содержит описание данных; в Разделе 5 представлены результаты исследования; Раздел 6 представляет собой заключение.

2. Обзор литературы

При прогнозировании российских макроэкономических показателей в литературе используется обширный набор инструментальных методов. Например, в работе Фокина и Харитоновой (2020) представлена модель с детерминированным трендом, включающим экзогенные структурные сдвиги, а также модель со стохастическим трендом. Во многих работах по наукастингу и прогнозированию валового внутреннего продукта (ВВП) России (Поршаков и др., 2016; Пономарев и Плескачев, 2018; Зубарев и Рыбак, 2021), в том числе с использованием данных поисковых запросов (Лазарян и Герман, 2018), применяются динамические факторные модели (Dynamic Factor

Models, DFM). Модификации DFM, предназначенные для краткосрочного прогнозирования ВВП, описаны и в статьях Achkasov (2016) и Zhemkov (2021). Achkasov (2016) предлагает DFM для наукастинга ВВП на основе текущей макроэкономической статистики. Эта модель также может быть полезна при разложении квартальных темпов роста ВВП на различные факторы. Zhemkov (2021) изучает метод наукастинга ВВП путем комбинирования прогнозов. Основной чертой этого метода является прогнозирование темпов роста компонентов ВВП по расходам с использованием сценарных индикаторов и обширного набора высокочастотных предикторов.

Следует отметить широкое распространение моделей с данными смешанной частоты (Mixed Data Sampling, MIDAS) – в частности, в работах Станкевича (2020) и Макеевой и Станкевича (2022) используются ограниченные и неограниченные модели MIDAS, MIDAS с L1-регуляризацией и модель байесовской векторной авторегрессии с данными смешанной частоты (Mixed-Frequency Bayesian Vector Autoregression, MFBVAR). Mikosch and Solanko (2019), анализируя точность краткосрочного прогнозирования квартального роста ВВП России с помощью моделей с данными смешанной частоты, заключают, что модели MIDAS и U-MIDAS проявляют себя более успешно, чем связующие уравнения (bridge equations).

Кроме указанных методов для прогнозирования макроэкономических показателей в российских исследованиях используются векторные авторегрессии (Vector Autoregression, VAR) и методы машинного обучения. Например, Фокин (2023) применяет модель MFBVAR, а Fokin and Polbin (2019) – метод VAR-LASSO (Vector Autoregression – Least Absolute Shrinkage and Selection Operator), позволяющий эффективно выбирать из множества потенциальных объясняющих переменных набор предикторов так, чтобы минимизировать ошибку прогноза. Гареев и Полбин (2022) предлагают метод краткосрочного прогнозирования макропоказателей с применением методов машинного обучения, включая бустинг (boosting), эластичные сети (elastic net) и случайный лес (random forest).

В зарубежной литературе также можно наблюдать широкое распространение методов MIDAS. Ferrara and Marsilli (2018) демонстрируют, что использование высокочастотных данных значительно повышает точность прогнозирования роста мирового ВВП на квартальной или годовой основе. Marcellino and Schumacher (2010) предлагают прогнозировать низкочастотные переменные, такие как ВВП, с помощью факторных моделей с данными смешанной частоты (Factor MIDAS), которые используют обширный набор высокочастотных индикаторов. Они также проводят сравнение трех альтернативных методов MIDAS и показывают, что Factor MIDAS превосходит квартальные модели в прогнозировании роста ВВП. Kuzin et al. (2011) выполняют сравнительный анализ производительности MIDAS и VAR с данными смешанной частоты (MF-VAR) и заключают, что эти подходы дополняют друг друга: MIDAS показывают лучшие результаты на коротких горизонтах прогнозирования (до 4–5 месяцев), в то время как MF-VAR успешнее на более длинных горизонтах (до 9 месяцев). Это подчеркивает важность выбора метода в зависимости от конкретных задач и горизонта прогнозирования.

Важное направление исследований связано с методами оценки предельного влияния публикуемых ежемесячно данных на наукаст макропеременных. Giannone et al. (2008) предлагают подход к уточнению оценки роста ВВП в текущем квартале по мере выхода ежемесячных данных, основанный на DFM. Предложенный метод

связывает текущую оценку с факторами, рассчитанными на месячных данных (bridging with factors), и позволяет обрабатывать большое количество данных с учетом того факта, что в режиме реального времени разные ряды содержат данные за различные периоды (jagged edge).

Методы получения единого прогноза из нескольких альтернативных рассматриваются в работе Poncelet et al. (2011). Сравнивая стандартные способы комбинирования прогнозов (в частности, усреднение и методы на основе метода наименьших квадратов (МНК)) с более сложными, включающими методы сокращения размерности, авторы приходят к выводу, что метод частичных наименьших квадратов (partial least squares), метод главных компонент (principal components) и DFM показывают себя лучше стандартных бенчмарков.

В некоторых работах в качестве основного метода используется модель байесовской векторной авторегрессии (Bayesian Vector Autoregression, BVAR). Например, Caramani (2010) рассматривает прогнозирование с помощью BVAR динамики выпуска в румынской экономике и приходит к выводу о превосходстве BVAR над такими стандартными моделями, как неограниченная VAR и МНК, а также над наивным прогнозом (naïve), особенно в краткосрочной перспективе. Активно используются при прогнозировании макроэкономических показателей и методы машинного обучения. Richardson et al. (2018), Richardson et al. (2020) и Qiu et al. (2020) показывают, что применение этих методов заметно улучшает качество прогнозов.

Таким образом, основными подходами к прогнозированию макроэкономических показателей как в российской, так и в зарубежной литературе являются DFM, MIDAS и методы машинного обучения. Однако следует отметить, что после публикации исследований Koop and Korobilis (2011, 2012), посвященных прогнозированию методами DMA и DMS ВВП и инфляции в Великобритании и инфляции в США соответственно, за рубежом стали появляться работы, посвященные прогнозированию различных макроэкономических показателей этими методами. Растущий интерес к ним можно объяснить тем, что DMA и DMS позволяют строить прогнозы, способные адаптироваться к динамике экономической системы, и комбинировать различные модели. Кроме того, использование этих методов уменьшает риск переобучения модели. В ряде работ было установлено, что прогнозирование методами DMA и DMS дает более точный результат по сравнению с бенчмарками. В качестве примеров можно привести исследования Di Filippo (2015), Ferreira and Palma (2015), посвященные прогнозированию инфляции, работу Le and Leon-Gonzalez (2021), в которой прогнозируются инфляция и экономический рост во Вьетнаме, а также работу Drachal (2020), в которой рассматривается прогнозирование инфляции в США и Польше методами DMA и DMS с использованием данных о поисковых запросах. Указанные методы применяются не только для прогнозирования инфляции и ВВП: например, Koop and Onorante (2019) используют DMA и DMS совместно с данными о поисковых запросах в Google для прогнозирования промышленного производства, денежной массы, индекса финансовых условий, цен на нефть и других показателей; Dybka (2022) прогнозирует обменный курс, а Gupta et al. (2014) – валютные резервы.

Несмотря на то что зарубежные исследования показывают высокое качество прогнозирования методами DMA и DMS и их способность учитывать изменяющиеся экономические условия, в российской научной литературе есть лишь одна посвященная им работа. Styurin (2019) использует DMA и DMS для прогнозирования

инфляции в России на горизонтах от 1 до 6 месяцев, но заключает, что эти методы не демонстрируют систематического превосходства над более простыми методами, так как дают более точный прогноз только на одном из горизонтов.

Изложенное дает основание для выдвижения гипотезы настоящего исследования: методы DMA и DMS позволяют получить более качественные прогнозы основных макроэкономических показателей России – ВВП, потребления, валового накопления капитала, валового накопления основного капитала – как в постоянных, так и в текущих ценах на $h = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ шагов вперед по сравнению с альтернативными моделями.

3. Методология

Методология прогнозирования методами DMA и DMS соответствует представленной Koop and Korobilis (2012). Модель была построена в MATLAB с использованием оригинального кода¹ и его последующей модификации для осуществления прогноза выбранных макроэкономических показателей. В отличие от оригинального подхода, представленного Koop and Korobilis (2012), прогнозирование выполняется на $h = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ шагов вперед и для восьми различных макроэкономических показателей.

3.1. Методы DMA и DMS

Рассмотрим принцип построения прогнозов методами DMA и DMS. Предположим, что существует набор моделей K , которые определены различными подмножествами предикторов z_t . Для любого $k = 1, 2, \dots, K$ обозначим такое множество как z_t^k . Тогда набор моделей записывается следующим образом:

$$y_t = z_t^k \theta_t^k + \epsilon_t^k, \quad (1)$$

$$\theta_{t+1}^k = \theta_t^k + \eta_t^k, \quad (2)$$

где y_t – прогнозируемая переменная; θ_t – вектор коэффициентов перед объясняющими переменными; $\epsilon_t^k \sim N(0, H_t^k)$; $\eta_t^k \sim N(0, Q_t^k)$.

Для DMA и DMS определяется процедура изменения моделей во времени. Если количество моделей невелико, то используется метод переходных матриц P , в которых каждый элемент p_{ij} представляет вероятность перехода от модели j к модели i на момент времени t , где $i, j = 1, 2, \dots, K$. Если на момент времени $t - 1$ выбрана модель j , то с вероятностью p_{ij} на момент времени t выбор прогностической модели переключится на модель i .

Отметим, что вычисление такой матрицы затруднительно, особенно при большом количестве объясняющих переменных. Например, если $K = 2^B$, где количество предикторов во множестве предикторов z_t $B = 10$, то размерность матрицы переходных состояний составляет 1024×1024 , что приводит к вычислительным сложностям. Однако Raftery et al. (2010) был предложен алгоритм, позволяющий эффективно

¹ См. <https://sites.google.com/site/dimitriskorobilis/matlab/dma>

решить данную проблему. Этот алгоритм основан на использовании фильтра Калмана для ускорения вычислений прогнозов. Суть в том, чтобы при большом количестве рассматриваемых моделей используются оценки методом подстановки (plug-in estimate) H_t , а ковариационная матрица ошибок фильтра Калмана Σ_t аппроксимируется выражением $Q_t = (1 - \lambda^{-1})\Sigma_{t-1}$, где $0 < \lambda \leq 1$. Далее на каждом временном шаге оцениваются апостериорные вероятности.

В настоящей работе применяется представленный Raftery et al. (2010) аппроксимационный подход, в котором используется два параметра: λ (для аппроксимации ковариационной матрицы ошибок фильтра Калмана) и α (для аппроксимации апостериорных вероятностей). Эти параметры, называемые коэффициентами забывания, принимают значения немного меньше 1, обычно $\alpha, \lambda \in [0,95, 0,99]$. Термин «коэффициент забывания» отражает идею, что вес наблюдений за прошлые периоды уменьшается с увеличением количества прошедших периодов t .

При построении прогноза применяется следующий принцип. Вначале строится прогноз заданного показателя на момент времени t с использованием информации, доступной до момента t . Затем этот прогноз обновляется на основе ошибки прогнозирования, возникшей на момент времени t . Ошибка прогноза также применяется для обновления исходного предположения о вероятности использования определенной модели и значений соответствующих коэффициентов модели. Другими словами, ошибка прогноза способствует обновлению прогноза эндогенной переменной.

Для DMA спецификация прогноза выглядит следующим образом:

$$y_{t+h|t}^f = \sum_{k=1}^K \pi_{t+h|t,k} z_{t+h}^k \hat{\theta}_t^k, \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad (3)$$

для DMS:

$$y_{t+h|t}^f = \max\{\pi_{t+h|t,k}\} z_{t+h}^k \hat{\theta}_t^k, \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad (4)$$

где $\pi_{t+h|t,k}$ – апостериорная вероятность модели k в момент времени t при прогнозировании на h шагов вперед.

3.2. Альтернативные методы прогнозирования

Для сравнения эффективности прогнозирования методами DMA и DMS и альтернативными методами выбрано несколько бенчмарков. В качестве одного из них используется *наивный прогноз* – базовый метод прогнозирования, который не способен уловить сложные динамические шаблоны или взаимосвязи между переменными.

В качестве альтернативных методов прогнозирования также используются *авторегрессия первого порядка со скользящим окном AR(1)* и *авторегрессия второго порядка со скользящим окном AR(2)*. Это простые модели, которые позволяют учесть последовательные зависимости в данных и предсказать следующее значение на основе предыдущего. Однако данный метод ограничен использованием при прогнозировании одного (в случае AR(1)) или двух (в случае AR(2)) предыдущих значений, что ограничивает способности моделей улавливать более сложную динамику в данных.

Для более полного анализа качества прогнозирования методами DMA и DMS к сравнению добавлены следующие бенчмарки:

- *авторегрессия первого порядка с экзогенными переменными* (Autoregressive Model with Exogenous Variables) ARX(1). В качестве экзогенной переменной для этой модели была выбрана цена на нефть марки Brent (в остальных моделях использовались все выбранные для исследования предикторы);
- *DFM*. Это модели, разработанные для учета сложных взаимосвязей между множеством переменных. Факторы в модели могут быть интерпретированы как латентные переменные, влияющие на наблюдаемые и позволяющие учесть общие тенденции и шум в данных. Количество факторов и лагов модели определяется на основе информационных критериев для каждого из прогнозных периодов;
- *BVAR*. Это статистические модели, представляющие собой расширение классической VAR-модели и учитывающие неопределенность в параметрах и априорные вероятностные распределения.

Кроме того, дополнительно рассматриваются методы *байесовского усреднения моделей* (Bayesian Model Averaging, BMA) и *байесовского выбора модели* (Bayesian Model Selection, BMS), которые представляют собой частные случаи DMA и DMS соответственно, с $\alpha = \lambda = 1$.

3.3. Сравнение качества прогнозирования

Для сравнения качества прогнозов DMA и DMS и прогнозов, полученных альтернативными методами, были использованы две стандартные метрики: средняя абсолютная ошибка прогноза (Mean Absolute Forecast Error, MAFE) и среднеквадратичная ошибка прогноза (Root Mean Squared Forecast Error, RMSFE):

$$MAFE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i|, \quad (5)$$

$$RMSFE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}, \quad (6)$$

где Y_i – фактическое значение для наблюдения i ; $\hat{Y}_i$ – прогнозное значение для наблюдения i ; n – размер выборки.

Данные метрики использовались для определения качества прогнозов на всей тестовой выборке: с I квартала 2017 г. по IV квартал 2022 г. для ВВП и потребления в постоянных и текущих ценах и с I квартала 2017 г. по IV квартал 2021 г. для валового накопления капитала и валового накопления основного капитала в постоянных и переменных ценах при горизонтах прогнозирования $h = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ кварталов вперед.

Поскольку значения метрик для прогнозов, полученных разными методами, не сильно отличаются друг от друга (см. Приложение), для выявления статистически значимых различий между прогнозами используется тест Диболда – Мариано (Diebold and Mariano, 1995).

4. Описание данных

В работе используются квартальные данные за период с I квартала 2000 г. по IV квартал 2022 г. В качестве зависимых переменных выбраны:

- 1) ВВП в постоянных ценах;
- 2) потребление в постоянных ценах;
- 3) накопление капитала в постоянных ценах;
- 4) валовое накопление основного капитала в постоянных ценах;
- 5) ВВП в текущих ценах;
- 6) потребление в текущих ценах;
- 7) накопление капитала в текущих ценах;
- 8) валовое накопление основного капитала в текущих ценах.

Источник данных для всех зависимых переменных – Росстат.

В качестве предикторов в моделях используются:

- 1) индекс потребительских цен (данные Росстата);
- 2) реальный эффективный обменный курс (Federal Reserve Economic Data, FRED);
- 3) реальный оборот розничной торговли (Росстат);
- 4) уровень безработицы (Росстат);
- 5) индекс промышленного производства (Росстат);
- 6) индекс РТС (Московская биржа);
- 7) цены на нефть (global price of Brent crude, FRED);
- 8) средневзвешенная фактическая ставка по кредитам MIACR (Банк России).

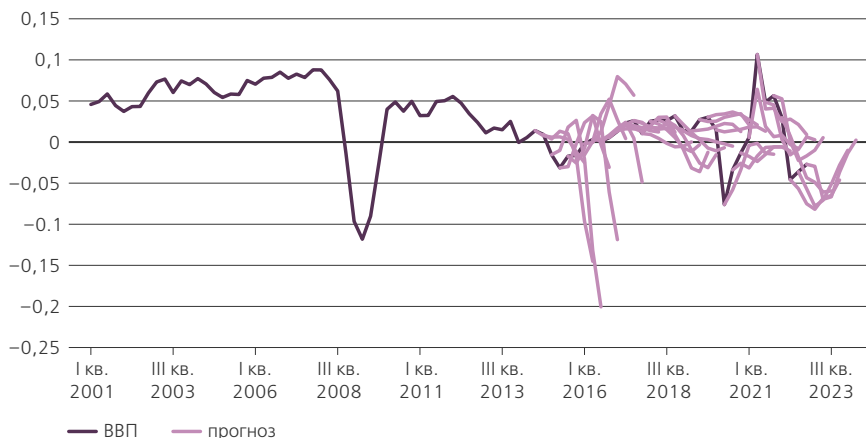
Поясним, что в качестве зависимых переменных использовались показатели как в постоянных, так и в текущих ценах по нескольким причинам. Во-первых, использование данных в текущих ценах имеет практическую ценность, например применяется для построения прогноза доходов и расходов бюджета Министерства финансов России. Во-вторых, подобный подход дает более комплексное понимание экономики (см., например, работу Воронцовского и Вьюненко, 2021).

Пропуски в данных отсутствуют. Все временные ряды были преобразованы путем взятия логарифма и четырехквартальной разности для удаления сезонности. Данный метод очистки от сезонности используется, например, в работах Станкевича (2020) и Гареева и Полбина (2022). Выбранный подход отличается сравнительной простотой (в отличие от более продвинутых методов), при этом после очистки от сезонности ряды имеют понятную интерпретацию (относительное изменение показателя по отношению к соответствующему кварталу предыдущего года), и, кроме того, обеспечивается устойчивость сезонной корректировки к добавлению новых точек в выборке.

Выборка была разделена на две подвыборки: обучающую и тестовую. Обучающая выборка охватывает период с I квартала 2000 г. по IV квартал 2016 г. Однако, поскольку для удаления сезонности применялась четырехквартальная разность, первые четыре наблюдения были удалены, и фактическим началом обучающей выборки является I квартал 2001 г. Тестовая выборка, в свою очередь, охватывает период с I квартала 2017 г. по IV квартал 2022 г. (последнее доступное на момент выполнения расчетов наблюдение). Такое разделение на тестовую и обучающую выборки было выбрано по той причине, что модели успевают должным образом

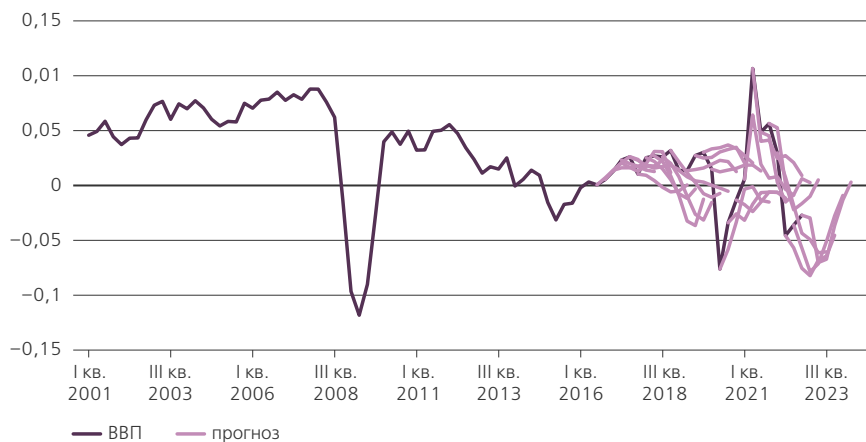
обучиться только к выбранному периоду, что явно видно на примере прогноза ВВП в постоянных ценах на Рис. 1–2.

Рисунок 1. Прогноз ВВП в постоянных ценах методом DMA при использовании обучающей выборки до 2015 г.



Источник: расчеты автора

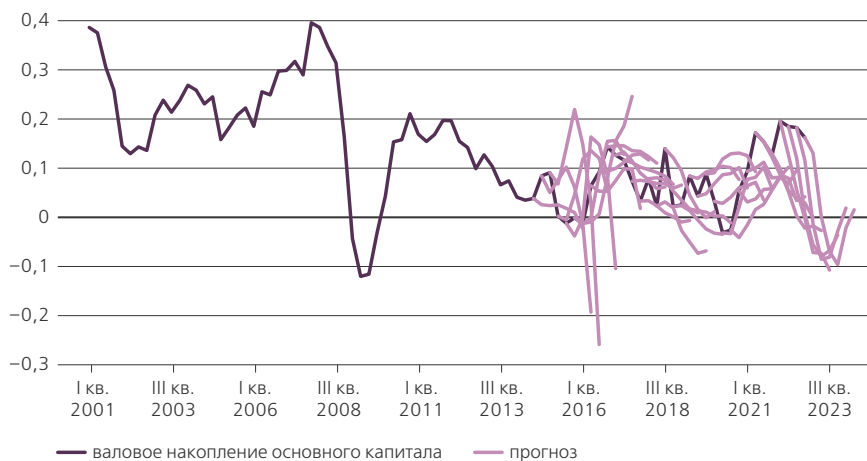
Рисунок 2. Прогноз ВВП в постоянных ценах методом DMA при использовании обучающей выборки до 2017 г.



Источник: расчеты автора

Стоит отметить, что обычно во время кризисов происходит вытеснение инвестиций, однако в России в 2022 г. наблюдалась обратная картина, что хорошо видно в данных валового накопления капитала в текущих ценах (см. Рис. 3; механизм вытеснения подробно описан в работе Андреева и Полбина, 2023). По этой причине 2022 год был исключен из рассмотрения при прогнозировании валового накопления капитала и валового накопления основного капитала в постоянных и текущих ценах.

Рисунок 3. Прогноз валового накопления основного капитала в текущих ценах методом DMA с использованием исходной обучающей выборки



Источник: расчеты автора

Таким образом, в настоящем исследовании проводится построение прогнозов на $h = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ кварталов вперед восьми переменных – ВВП, потребления, валового накопления капитала и валового накопления основного капитала в постоянных и текущих ценах – с использованием восьми предикторов: ИПЦ, реального эффективного обменного курса, реального оборота розничной торговли, уровня безработицы, индекса промышленного производства, индекса РТС, цен на нефть марки Brent, ставки МІАСР. Обучающая выборка начинается в I квартале 2001 г. и заканчивается IV кварталом 2016 г. Для ВВП и потребления тестовая выборка охватывает период с I квартала 2017 г. по IV квартал 2022 г., а для валового накопления капитала и валового накопления основного капитала – с I квартала 2017 г. по IV квартал 2021 г.

5. Результаты

Результаты оценки качества прогнозов рассмотренных моделей в терминах MAFE и RMSFE относительно бенчмарка – наивного прогноза – для всех горизонтов прогнозирования ($h = 1, 2, 3, 4, 5, 6$) приведены в Приложении.

При прогнозировании ВВП в постоянных ценах результаты DMA и DMS оказались точнее, чем у альтернативных моделей, на горизонтах два, три и шесть кварталов. При прогнозировании на два квартала по результатам теста Диболда – Мариано (см. Табл. 2) обнаружено статистически значимое различие в точности прогнозов между DMA и ближайшим конкурентом этого метода – BMA. При прогнозировании на три квартала точность прогноза DMS не отличима от прогноза DFM. При прогнозировании на четыре и пять кварталов, согласно метрикам MAFE и RMSFE, более точный прогноз обеспечивает BVAR, однако тест Диболда – Мариано не выявляет значимого отличия с прогнозами DMA; аналогичный результат наблюдается и при прогнозировании на один квартал.

Таблица 1. Лучшие методы прогнозирования ВВП в постоянных ценах в терминах MAFE и RMSFE относительно аналогичных метрик наивного прогноза

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMS	DMA	DMS	BVAR	BVAR	DMA
RMSFE	BMS	DMA	DMS	BVAR	BVAR	DMA

Источник: расчеты автора

Таблица 2. Результаты теста Диболда – Мариано для прогнозов ВВП в постоянных ценах

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA/DMS	DMA/BMA	DMA/DMS	DMA/BVAR	BVAR/AR(2)	DMA/DMS
	-1,2113	2,20039**	-2,10141**	-0,6144	1,0287	-1,2772
RMSFE	DMA/BMS	DMA/BMA	DMS/DFM	DMA/BVAR	DMA/BVAR	DMA/DMS
	1,5381	2,20039**	1,0724	-0,2049	-0,4388	-2,5544**

Примечание: уровни значимости: *** – 1%, ** – 5%, * – 10%.

Источник: расчеты автора

Прогнозы ВВП в текущих ценах, полученные методами DMA и DMS, точнее прогнозов бенчмарков на всех горизонтах прогнозирования (см. Табл. 3). Согласно результатам теста Диболда – Мариано, в этом случае прогнозы DMA и DMS оказались значимо более точными на всех горизонтах прогнозирования (см. Табл. 4).

Таблица 3. Лучшие методы прогнозирования ВВП в текущих ценах в терминах MAFE и RMSFE относительно аналогичных метрик наивного прогноза

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA	DMA	DMA	DMA	DMS	DMS
RMSFE	DMA	DMA	DMA	DMA	DMS	DMS

Источник: расчеты автора

Таблица 4. Результаты теста Диболда – Мариано для прогнозов ВВП в текущих ценах

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA/BMA	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/DMS
	2,0224**	-2,0607**	0,276	-2,7557***	-2,2876**	-2,0229**
RMSFE	DMA/BMA	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/BVAR	DMA/DMS
	2,0224**	-2,0607**	0,276	-2,7557***	1,7849*	-2,0229**

Примечание: уровни значимости: *** – 1%, ** – 5%, * – 10%.

Источник: расчеты автора

При прогнозировании потребления в постоянных ценах DMA и DMS показали себя наилучшим образом на горизонтах $h = 1, 2, 3, 6$ кварталов (см. Табл. 5). Однако при прогнозировании на три квартала по метрике RMSFE и на четыре и пять кварталов по метрикам MAFE и RMSFE более точный результат был получен с помощью BVAR. Значимые различия в точности прогноза BVAR и прогнозов DMA или DMS были обнаружены только при горизонте прогнозирования в три квартала (см. Табл. 6).

Таблица 5. Лучшие методы прогнозирования потребления в постоянных ценах в терминах MAFE и RMSFE относительно аналогичных метрик наивного прогноза

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA	DMS	DMA	BVAR	BVAR	DMA
RMSFE	DMA	DMS	BVAR	BVAR	BVAR	DMS

Источник: расчеты автора

Таблица 6. Результаты теста Диболда – Мариано для прогнозов потребления в постоянных ценах

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/BVAR	DMS/BVAR	DMS/BVAR	DMA/DMS
	-2,14125**	-2,26677**	2,0377**	-1,1197	0,1957	-2,0229**
RMSFE	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/BVAR	AR(1)/BVAR	DMS/BVAR	DMA/DMS
	-2,14125**	-2,26677**	2,0377**	-0,3767	0,1957	-2,0229**

Примечание: уровни значимости: *** – 1%, ** – 5%, * – 10%.

Источник: расчеты автора

Прогнозы потребления в текущих ценах DMA и DMS однозначно лучше альтернативных только при $h = 1$, на всех других горизонтах прогнозирования результаты сравнения неоднозначны (см. Табл. 7). Согласно MAFE, более качественные прогнозы построены методом DMA, однако, согласно RMSFE, предсказание BVAR точнее на всех горизонтах прогнозирования, за исключением $h = 1$. Стоит отметить, что по результатам теста Диболда – Мариано (см. Табл. 8) значимое различие в точности между BVAR и DMA или DMS присутствует только на коротких горизонтах прогнозирования ($h = 2, 3$), тогда как во всех других случаях значимого различия в точности прогнозов нет.

Таблица 7. Лучшие методы прогнозирования потребления в текущих ценах в терминах MAFE и RMSFE относительно аналогичных метрик наивного прогноза

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA	DMA	DMA	DMA	DMA	DMA
RMSFE	DMA	BVAR	BVAR	BVAR	BVAR	BVAR

Источник: расчеты автора

Таблица 8. Результаты теста Диболда – Мариано для прогнозов потребления в текущих ценах

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/BVAR	DMA/BVAR	DMS/BVAR	DMA/BVAR
	-0,2479	-2,7514***	-2,3852**	-1,0572	-0,6692	-0,2335
RMSFE	DMA/DMS	DMA/BVAR	DMS/BVAR	DMS/BVAR	DMS/BVAR	DMS/BVAR
	-0,2479	-2,63862**	-1,975**	-0,8616	-0,6692	-0,0141

Примечание: уровни значимости: *** – 1%, ** – 5%, * – 10%.

Источник: расчеты автора

При прогнозировании валового накопления капитала в постоянных ценах DMA и DMS строят более точные прогнозы, чем альтернативные методы, на горизонтах $h = 1, 3, 5, 6$ кварталов (см. Табл. 9). При прогнозировании на два квартала вперед лучшим оказывается прогноз AR(2), но различие в точности с ближайшими конкурентами (DMA по MAFE, AR(1) по RMSFE) оказывается незначимым (см. Табл. 10). При построении прогнозов на четыре квартала результаты сравнения неоднозначны: метрика MAFE говорит о том, что лучший прогноз представлен DMS, но RMSFE указывает на AR(2); результаты теста Диболда – Мариано показывают, что прогноз AR(2) значимо точнее, чем прогноз ближайшего конкурента по метрике RMSFE – DMA.

Таблица 9. Лучшие методы прогнозирования валового накопления капитала в постоянных ценах в терминах MAFE и RMSFE относительно аналогичных метрик наивного прогноза

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMS	AR(2)	DMA	DMS	DMA	DMA
RMSFE	DMS	AR(2)	DMA	AR(2)	DMA	DMA

Источник: расчеты автора

Таблица 10. Результаты теста Диболда – Мариано для прогнозов накопления капитала в постоянных ценах

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMS/AR(2)	DMA/AR(2)	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/DMS
	2,6834***	0,224	-0,8203	-1,5911	-0,3111	-1,1122
RMSFE	DMS/AR(1)	AR(1)/AR(2)	DMA/AR(2)	DMA/AR(2)	DMA/DMS	DMA/DMS
	3,1315***	0,5161	-2,5998***	-1,766*	-0,3111	-1,1122

Примечание: уровни значимости: *** – 1%, ** – 5%, * – 10%.

Источник: расчеты автора

Прогнозы валового накопления в текущих ценах методами DMA и DMS по метрикам RMSFE и MAFE лучше прогнозов, полученных альтернативными методами, на горизонтах $h = 2, 3, 5, 6$ кварталов (см. Табл. 11). Однако тест Диболда – Мариано (см. Табл. 12) показывает, что на горизонте $h = 5$ прогноз DMS (лучший по RMSFE) не отличим по точности от прогноза AR(1). При $h = 1$ DMA и DMS уступают AR(1) по метрике RMSFE.

Таблица 11. Лучшие методы прогнозирования валового накопления капитала в текущих ценах в терминах MAFE и RMSFE относительно аналогичных метрик наивного прогноза

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA	DMA	DMS	DMS	DMS	DMA
RMSFE	AR(1)	DMS	DMS	AR(1)	DMS	DMA

Источник: расчеты автора

Таблица 12. Результаты теста Диболда – Мариано для прогнозов валового накопления капитала в текущих ценах

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA/DMS	DMA/DMS	DMS/AR(1)	DMS/AR(1)	DMA/DMS	DMA/DMS
	-0,0486	-1,4903	-2,0876**	-1,8845*	-0,7177	-0,2677
RMSFE	AR(1)/AR(2)	DMA/DMS	DMS/BMA	DMS/AR(1)	AR(1)/DMS	DMA/DMS
	0,4662	-1,4903	-2,508**	-1,8845*	0,6849	-0,2677

Примечание: уровни значимости: *** – 1%, ** – 5%, * – 10%.

Источник: расчеты автора

При прогнозировании валового накопления основного капитала в постоянных ценах метрики MAFE и RMSFE показывают, что методы DMA и DMS позволяют получить самые точные прогнозы на всех рассматриваемых горизонтах (Табл. 13). Однако по результатам теста Диболда – Мариано (Табл. 14) точность прогноза DMA не отличима от точности прогноза BVAR при прогнозировании на три и четыре квартала.

Таблица 13. Лучшие методы прогнозирования валового накопления основного капитала в постоянных ценах в терминах MAFE и RMSFE относительно аналогичных метрик наивного прогноза

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA	DMA	DMA	DMA	DMA	DMA
RMSFE	DMS	DMA	DMA	DMA	DMA	DMA

Источник: расчеты автора

Таблица 14. Результаты теста Диболда – Мариано для прогнозов валового накопления основного капитала в постоянных ценах

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/DMS
	0,2981	-0,9298	-2,0832**	-1,1316	-2,4745**	-3,0381***
RMSFE	DMA/DMS	DMA/AR(1)	DMA/BVAR	DMA/BVAR	DMA/BVAR	DMA/DMS
	0,2981	2,1014**	-0,94	0,1242	2,0509**	-3,0381***

Примечание: уровни значимости: *** – 1%, ** – 5%, * – 10%.

Источник: расчеты автора

При прогнозировании валового накопления основного капитала в текущих ценах рассматриваемые методы DMA и DMS показали себя наилучшим образом на всех горизонтах прогнозирования, за исключением $h = 3$, где по метрике RMSFE точнее оказывается прогноз BMA (Табл. 15). Тест Диболда – Мариано (Табл. 16) подтверждает преимущество методов DMA и DMS в сравнении с ближайшими конкурентами: AR(1) по метрике MAFE на горизонте $h = 1$, BMA по метрике RMSFE на горизонте $h = 2$, а также BMA по MAFE на горизонте $h = 3$ и по RMSFE на горизонте $h = 6$ кварталов.

Таблица 15. Лучшие методы прогнозирования валового накопления основного капитала в текущих ценах в терминах MAFE и RMSFE относительно аналогичных метрик наивного прогноза

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA	DMA	DMA	DMA	DMS	DMA
RMSFE	DMS	DMA	BMA	DMA	DMS	DMA

Источник: расчеты автора

Таблица 16. Результаты теста Диболда – Мариано для прогнозов валового накопления основного капитала в текущих ценах

Метрика	Горизонт прогнозирования, кварталы					
	1	2	3	4	5	6
MAFE	DMA/AR(1)	DMA/DMS	DMA/BMA	DMA/DMS	DMA/DMS	DMA/DMS
	3,2453***	-0,2586	-3,1479***	0,6562	-2,1195**	-2,298**
RMSFE	DMA/AR(1)	DMA/BMA	BMA/BMS	DMA/BMS	DMA/DMS	DMA/BMA
	3,2453***	-1,7601*	-1,6411	2,5656**	-2,1195**	2,8176**

Примечание: уровни значимости: *** – 1%, ** – 5%, * – 10%.

Источник: расчеты автора

6. Заключение

В настоящем исследовании выполнено сравнение прогнозов, полученных различными методами, для определения наиболее подходящего подхода к прогнозированию восьми ключевых макроэкономических показателей, включая ВВП, потребление, валовое накопление капитала и валовое накопление основного капитала как в постоянных, так и в текущих ценах. Для оценки точности прогнозов использовались стандартные метрики: MAFE и RMSFE.

Анализ выявил, что методы DMA и DMS демонстрируют высокую точность прогнозирования по сравнению с альтернативными. Эти два метода проявили себя наилучшим образом, демонстрируя более низкие значения метрик MAFE и RMSFE на большинстве рассматриваемых горизонтов прогнозирования и для большинства рассматриваемых переменных. Таким образом, они являются предпочтительными инструментами для прогнозирования экономических показателей в условиях неопределенности на горизонтах прогнозирования от одного до шести кварталов.

Стоит отметить, что в ряде случаев такие методы, как AR(1), AR(2), BVAR или DFM, также могут показывать хорошие результаты, в особенности на небольших горизонтах прогнозирования ($h = 1, 2, 3$). Однако в целом DMA и DMS хорошо показывают себя на всех горизонтах (в особенности при $h = 4, 5, 6$ кварталов), а также при работе с показателями в текущих ценах, что объясняется способностью этих методов к адаптации.

Таким образом, исследование подтверждает, что модели DMA и DMS представляют собой мощные инструменты для прогнозирования в условиях динамичной экономической среды. Их способность адаптироваться к изменяющимся условиям и предоставлять качественные прогнозы делает DMA и DMS предпочтительным выбором для решения практических задач прогнозирования экономики России.

Список литературы

- Андреев М. Ю., Полбин А. В.** Оценка макроэкономических эффектов от ожидаемого сокращения нефтегазовых доходов // Вопросы экономики. – 2023. – № 4. – С. 5–28. doi: 10.32609/0042-8736-2023-4-5-28
- Воронцовский А. В., Вьюненко Л. Ф.** Прогнозирование развития экономики с учетом нескольких точек поворота: индикаторы, калибровка модели, имитационные расчеты // Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. – 2021. – Т. 37. – № 4. – С. 513–545. doi: 10.21638/spbu05.2021.401
- Гареев М., Полбин А.** 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
- Зубарев А. В., Рыбак К. С.** Наукастинг ВВП: динамическая факторная модель и официальные прогнозы // Экономическое развитие России. – 2021. – Т. 28. – № 12. – С. 34–40.
- Лазарян С. С., Герман Н. Е.** Прогнозирование текущей динамики ВВП на основе данных поисковых запросов // Финансовый журнал. – 2018. – № 6. – С. 83–94.
- Макеева Н. М., Станкевич И. П.** Наукастинг элементов использования ВВП России // Экономический журнал ВШЭ. – 2022. – № 4. – С. 598–622.
- Пономарев Ю., Плещачев Ю.** Краткосрочное прогнозирование ВВП с помощью динамической факторной модели // Экономическое развитие России. – 2018. – Т. 25. – № 1. – С. 15–19.
- Поршаков А. С., Пономаренко А. А., Синяков А. А.** Оценка и прогнозирование ВВП России с помощью динамической факторной модели // Журнал Новой экономической ассоциации. – 2016. – Т. 30. – № 2. – С. 60–76.
- Станкевич И. П.** Сравнение методов наукастинга макроэкономических индикаторов на примере российского ВВП // Прикладная эконометрика. – 2020. – Т. 59. – С. 113–127.
- Фокин Н.** Наукастинг и прогнозирование основных российских макроэкономических показателей с помощью MFBVAR-модели // Экономическая политика. – 2023. – Т. 18. – № 3. – С. 110–135.
- Фокин Н., Харитонова М.** Сравнительный анализ прогнозных моделей российского ВВП в условиях наличия структурных сдвигов // MPRA Paper. – 2020. – N 103412.
- Achkasov Y.** Nowcasting of the Russian GDP Using Current Statistics: Approach Modification // Bank of Russia Working Paper Series. – 2016. – N 8.
- Caraiani P.** Forecasting Romanian GDP Using a BVAR Model // Romanian Journal of Economic Forecasting. – 2010. – Vol. 13(4). – pp. 76–87.
- Di Filippo G.** Dynamic Model Averaging and CPI Inflation Forecasts: A Comparison Between the Euro Area and the United States // Journal of Forecasting. – 2015. – Vol. 34(8). – pp. 619–648. doi: 10.1002/for.2350
- Diebold F. X., Mariano R. S.** Comparing Predictive Accuracy // Journal of Business and Economic Statistics. – 1995. – Vol. 13(3). – pp. 253–263. doi: 10.2307/1392185
- Drachal K.** Forecasting the Inflation Rate in Poland and US Using Dynamic Model Averaging (DMA) and Google Queries // Romanian Journal of Economic Forecasting. – 2020. – Vol. 23(2). – pp. 18–34.

- Dybka P.** Predictive Capabilities of Macroeconomic Exchange Rate Determinants // SSRN Electronic Journal. – 2022. doi: 10.2139/ssrn.4145369
- Ferrara L., Marsilli C.** Nowcasting Global Economic Growth: A Factor-Augmented Mixed-Frequency Approach // The World Economy. – 2018. – Vol. 42(3). – pp. 846–875. doi: 10.1111/twec.12708
- Ferreira D., Palma A.** Forecasting Inflation with the Phillips Curve: A Dynamic Model Averaging Approach for Brazil // Revista Brasileira de Economia. – 2015. – Vol. 69(4). – pp. 451–465.
- Fokin N., Polbin A.** Forecasting Russia's Key Macroeconomic Indicators with the VAR-LASSO Model // Russian Journal of Money and Finance. – 2019. – Vol. 78(2). – pp. 67–93. doi: 10.31477/rjmf.201902.67
- Giannone D., Reichlin L., Small D.** Nowcasting: The Real-Time Informational Content of Macroeconomic Data // Journal of Monetary Economics. – 2008. – Vol. 55(4). – pp. 665–676. doi: 10.1016/j.jmoneco.2008.05.010
- Gupta R., Hammoudeh S., Kim W. J., Simo-Kengne B. D.** Forecasting China's Foreign Exchange Reserves Using Dynamic Model Averaging: The Roles of Macroeconomic Fundamentals, Financial Stress and Economic Uncertainty // The North American Journal of Economics and Finance. – 2014. – Vol. 28. – pp. 170–189.
- Koop G., Korobilis D.** Forecasting Inflation Using Dynamic Model Averaging // International Economic Review. – 2012. – Vol. 53(3). – pp. 867–886. doi: 10.1111/j.1468-2354.2012.00704.x
- Koop G., Korobilis D.** UK Macroeconomic Forecasting with Many Predictors: Which Models Forecast Best and When Do They Do So? // Economic Modelling. – 2011. – Vol. 28(5). – pp. 2307–2318. doi: 10.1016/j.econmod.2011.04.008
- Koop G., Onorante L.** Macroeconomic Nowcasting Using Google Probabilities // Topics in Identification, Limited Dependent Variables, Partial Observability, Experimentation, and Flexible Modeling: Part A / Jeliaskov I., Tobias J. L., eds. – Emerald Publishing Limited, 2019. – pp. 17–40. doi: 10.1108/S0731-90532019000040A003
- Kuzin V., Marcellino M., Schumacher C.** MIDAS vs. Mixed-Frequency VAR: Nowcasting GDP in the Euro Area // International Journal of Forecasting. – 2011. – Vol. 27(2). – pp. 529–542. doi: 10.1016/j.ijforecast.2010.02.006
- Le H. T., Leon-Gonzalez R.** Forecasting Macroeconomic Variables in Emerging Economies: An Application to Vietnam // GRIPS Discussion Paper. – 2021. – N 3.
- Marcellino M., Schumacher C.** Factor MIDAS for Nowcasting and Forecasting with Ragged-Edge Data: A Model Comparison for German GDP // Oxford Bulletin of Economics and Statistics. – 2010. – Vol. 72(4). – pp. 518–550.
- Mikosch H., Solanko L.** Forecasting Quarterly Russian GDP Growth with Mixed-Frequency Data // Russian Journal of Money and Finance. – 2019. – Vol. 78(1). – pp. 19–35. doi: 10.31477/rjmf.201901.19
- Ponccla P., Rodríguez J., Sánchez-Mangas R., Senra E.** Forecast Combination Through Dimension Reduction Techniques // International Journal of Forecasting. – 2011. – Vol. 27(2). – pp. 224–237. doi: 10.1016/j.ijforecast.2010.01.012
- Qiu Y., Xie T., Jun Y. U.** Forecast Combinations in Machine Learning // SMU Economics and Statistics Working Paper Series. – 2020. – N 13.

- Raftery A. E., Kárný M., Ettler P.** Online Prediction Under Model Uncertainty via Dynamic Model Averaging: Application to a Cold Rolling Mill // *Technometrics*. – 2010. – Vol. 52(1). – pp. 52–66. doi: 10.1198/tech.2009.08104
- Richardson A., van Mulder T. F., Vehbi T.** Nowcasting GDP Using Machine-Learning Algorithms: A Real-Time Assessment // *International Journal of Forecasting*. – 2020. – Vol. 37(2). – pp. 941–948. doi: 10.1016/j.ijforecast.2020.10.005
- Richardson A., van Mulder T. F., Vehbi T.** Nowcasting New Zealand GDP Using Machine Learning Algorithms // *CAMA Working Paper*. – 2018. – N 47.
- Styrin K.** Forecasting Inflation in Russia Using Dynamic Model Averaging // *Russian Journal of Money and Finance*. – 2019. – Vol. 78(1). – pp. 3–18. doi: 10.31477/rjmf.201901.03
- Zhemkov M.** Nowcasting Russian GDP Using Forecast Combination Approach // *International Economics*. – 2021. – Vol. 168. – pp. 10–24. doi: 10.1016/j.inteco.2021.07.006

Приложение

Таблица 1. RMSFE и MAFE рассмотренных моделей относительно метрик наивного прогноза при прогнозировании на $h = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ кварталов вперед

Отношение метрик	Горизонт прогнозирования					
	1	2	3	4	5	6
ВВП в постоянных ценах						
MAFE DMA/MAFE naïve	0,7748	0,7965	0,7116	0,7923	0,8120	0,6245
RMSFE DMA/RMSFE naïve	0,7243	0,8711	0,7626	0,7074	0,7488	0,6265
MAFE DMS/MAFE naïve	0,7911	0,8655	0,6987	0,8324	0,8221	0,6964
RMSFE DMS/RMSFE naïve	0,7598	0,9447	0,7483	0,7375	0,7729	0,6971
MAFE AR(1)/MAFE naïve	1,3848	1,0919	0,9306	0,8652	0,8187	0,7787
RMSFE AR(1)/RMSFE naïve	1,2565	1,0750	0,9877	0,7562	0,7852	0,7265
MAFE AR(2)/MAFE naïve	1,5248	1,0462	0,9003	0,7984	0,8063	0,8846
RMSFE AR(2)/RMSFE naïve	1,3551	1,0639	1,0723	0,7531	0,7845	0,7760
MAFE ARX(1)/MAFE naïve	1,6523	1,3265	1,1048	1,0278	0,9634	0,9817
RMSFE ARX(1)/RMSFE naïve	1,5451	1,4183	1,1724	0,9378	0,9369	0,9314
MAFE BVAR/MAFE naïve	1,4483	0,9789	0,8112	0,7369	0,7631	0,7921
RMSFE BVAR/RMSFE naïve	1,2120	0,9547	0,7865	0,6497	0,7194	0,7004
MAFE DFM/MAFE naïve	1,9112	1,1655	0,9382	0,9000	0,8238	0,8659
RMSFE DFM/RMSFE naïve	1,6556	0,9569	0,7623	0,8876	0,7510	0,8234
MAFE BMA/MAFE naïve	0,7924	0,8223	0,9490	0,9542	0,9410	1,0296
RMSFE BMA/RMSFE naïve	0,7990	0,9223	0,8881	0,7539	0,8166	0,9174
MAFE BMS/MAFE naïve	0,7689	0,8822	0,9370	0,9363	0,8689	1,0282
RMSFE BMS/RMSFE naïve	0,7808	0,9646	0,8762	0,7485	0,7905	0,9180
ВВП в текущих ценах						
MAFE DMA/MAFE naïve	0,80982	0,90404	0,78240	0,61368	0,55102	0,44340
RMSFE DMA/RMSFE naïve	0,77367	0,93500	0,83856	0,69035	0,64526	0,56497
MAFE DMS/MAFE naïve	0,90977	0,92097	0,79685	0,63529	0,50834	0,42299
RMSFE DMS/RMSFE naïve	0,90045	0,96507	0,84355	0,69423	0,58197	0,52561
MAFE AR(1)/MAFE naïve	1,59096	1,25286	1,10720	1,00669	0,95018	0,88959
RMSFE AR(1)/RMSFE naïve	1,49945	1,24071	1,11440	0,98963	0,96162	0,91061
MAFE AR(2)/MAFE naïve	1,54266	1,17132	1,02830	0,95005	0,93632	0,87392
RMSFE AR(2)/RMSFE naïve	1,46017	1,16116	1,09638	0,96913	0,95772	0,92497
MAFE ARX(1)/MAFE naïve	2,07281	1,65913	1,41002	1,30232	1,26756	1,28049
RMSFE ARX(1)/RMSFE naïve	1,99311	1,69630	1,49282	1,32281	1,25791	1,18673
MAFE BVAR/MAFE naïve	2,11167	1,22690	0,91992	0,73873	0,66500	0,62105
RMSFE BVAR/RMSFE naïve	1,77838	1,16575	0,89230	0,72085	0,64352	0,56224
MAFE DFM/MAFE naïve	1,59688	1,14460	0,82016	0,66638	0,63859	0,46744
RMSFE DFM/RMSFE naïve	1,29563	0,99251	0,91113	0,78591	0,68536	0,62402
MAFE BMA/MAFE naïve	0,86953	1,06235	0,89056	0,77352	0,76145	0,74859
RMSFE BMA/RMSFE naïve	0,85162	1,01572	0,86462	0,74970	0,69820	0,71375
MAFE BMS/MAFE naïve	0,89533	1,07667	0,92939	0,75314	0,74447	0,72356
RMSFE BMS/RMSFE naïve	0,86770	1,03796	0,88884	0,71419	0,68527	0,69392
Потребление в постоянных ценах						
MAFE DMA/MAFE naïve	0,64497	0,71145	0,77263	0,81498	0,82164	0,62486
RMSFE DMA/RMSFE naïve	0,68548	0,85350	0,83463	0,74685	0,72679	0,62606
MAFE DMS/MAFE naïve	0,66259	0,70048	0,83002	0,81981	0,79350	0,61629
RMSFE DMS/RMSFE naïve	0,68765	0,81553	0,86083	0,73341	0,70375	0,63227
MAFE AR(1)/MAFE naïve	1,29640	1,06930	0,96533	0,80442	0,81294	0,77328
RMSFE AR(1)/RMSFE naïve	1,08661	1,01025	1,06004	0,74226	0,79709	0,77260
MAFE AR(2)/MAFE naïve	1,33270	1,10926	0,99456	0,82254	0,82248	0,82370

Продолжение Табл. 1 на стр. 51

Продолжение, начало Табл. 1 на стр. 50

Отношение метрик	Горизонт прогнозирования					
	1	2	3	4	5	6
RMSFE AR(2)/RMSFE naïve	1,15620	1,03617	1,15337	0,78390	0,83177	0,80537
MAFE ARX(1)/MAFE naïve	1,58757	1,23324	1,08053	0,90920	0,93162	1,04871
RMSFE ARX(1)/RMSFE naïve	1,21761	1,29066	1,07305	0,82912	0,88320	0,88925
MAFE BVAR/MAFE naïve	1,12348	0,89140	0,79363	0,75383	0,77356	0,72927
RMSFE BVAR/RMSFE naïve	0,91669	0,88378	0,80286	0,64236	0,67673	0,63466
MAFE DFM/MAFE naïve	1,86903	1,50412	0,97504	0,85510	0,91965	1,10680
RMSFE DFM/RMSFE naïve	1,10322	1,08717	0,91030	0,76607	0,77082	0,89813
MAFE BMA/MAFE naïve	0,82657	0,95229	1,02120	1,11625	1,26662	1,32823
RMSFE BMA/RMSFE naïve	0,88083	1,01867	1,00201	0,92051	0,95007	0,97861
MAFE BMS/MAFE naïve	0,83111	0,98748	1,04378	1,06972	1,28586	1,32751
RMSFE BMS/RMSFE naïve	0,88492	1,03906	1,02823	0,90263	0,95761	0,98178
Потребление в текущих ценах						
MAFE DMA/MAFE naïve	0,68334	0,89945	0,97929	0,88688	0,83286	0,74032
RMSFE DMA/RMSFE naïve	0,71370	0,97347	1,00813	0,88957	0,83756	0,75919
MAFE DMS/MAFE naïve	0,38215	0,64400	0,72620	0,58807	0,57663	0,53936
RMSFE DMS/RMSFE naïve	0,73660	1,07423	1,07288	0,92296	0,83389	0,77611
MAFE AR(1)/MAFE naïve	1,36027	1,18156	1,10470	1,00630	1,00830	0,99360
RMSFE AR(1)/RMSFE naïve	1,14619	1,11475	1,19801	0,91762	0,96581	0,94178
MAFE AR(2)/MAFE naïve	1,37101	1,21408	1,12876	1,01621	1,02305	1,02232
RMSFE AR(2)/RMSFE naïve	1,21456	1,15105	1,30706	0,97801	1,03591	1,02509
MAFE ARX(1)/MAFE naïve	1,79983	1,59260	1,41930	1,31746	1,38523	1,38989
RMSFE ARX(1)/RMSFE naïve	1,43206	1,59822	1,38230	1,14933	1,21916	1,16748
MAFE BVAR/MAFE naïve	1,41373	1,02197	0,81902	0,70083	0,66706	0,64892
RMSFE BVAR/RMSFE naïve	1,06479	0,91299	0,79456	0,63840	0,66669	0,66184
MAFE DFM/MAFE naïve	2,65147	1,98695	1,60891	1,31673	1,30912	1,22695
RMSFE DFM/RMSFE naïve	0,80299	0,99273	1,17700	0,98368	0,90124	0,84804
MAFE BMA/MAFE naïve	0,87700	1,10586	1,18705	1,17090	1,20654	1,28677
RMSFE BMA/RMSFE naïve	0,90415	1,11453	1,17083	1,07829	1,04485	1,07343
MAFE BMS/MAFE naïve	0,86957	1,09045	1,19680	1,22339	1,20550	1,35879
RMSFE BMS/RMSFE naïve	0,90206	1,10849	1,19206	1,11087	1,06978	1,16329
Валовое накопление капитала в постоянных ценах						
MAFE DMA/MAFE naïve	0,93154	0,77142	0,71517	0,60343	0,54478	0,41270
RMSFE DMA/RMSFE naïve	1,00245	0,88089	0,73252	0,74104	0,68529	0,53046
MAFE DMS/MAFE naïve	0,84058	0,85216	0,73401	0,60002	0,56400	0,45943
RMSFE DMS/RMSFE naïve	0,92382	0,94836	0,75427	0,74783	0,69691	0,59131
MAFE AR(1)/MAFE naïve	0,94379	0,84097	0,83313	0,72259	0,77026	0,86257
RMSFE AR(1)/RMSFE naïve	0,92427	0,85013	0,78885	0,77762	0,78868	0,83769
MAFE AR(2)/MAFE naïve	0,92063	0,77100	0,78737	0,63997	0,74540	0,87479
RMSFE AR(2)/RMSFE naïve	0,99436	0,81280	0,74659	0,72583	0,76692	0,85747
MAFE ARX(1)/MAFE naïve	1,54700	1,35633	1,40297	1,32001	1,40144	1,39288
RMSFE ARX(1)/RMSFE naïve	1,61470	1,40144	1,27873	1,30738	1,36022	1,31056
MAFE BVAR/MAFE naïve	1,19229	0,91581	0,89842	0,85368	0,88432	0,85741
RMSFE BVAR/RMSFE naïve	1,30917	0,96623	0,80028	0,86399	0,86496	0,87830
MAFE DFM/MAFE naïve	0,98860	1,38886	0,94936	0,95107	0,57844	0,50492
RMSFE DFM/RMSFE naïve	1,43845	1,22121	1,10118	1,16949	1,16025	0,61124
MAFE BMA/MAFE naïve	0,95010	0,99791	1,00970	0,90560	0,97670	0,68419
RMSFE BMA/RMSFE naïve	1,01011	1,01171	0,88903	0,90029	0,97937	0,65631
MAFE BMS/MAFE naïve	1,09196	1,00740	1,13562	0,90862	0,95684	0,89148
RMSFE BMS/RMSFE naïve	1,17705	1,03887	1,01650	0,92908	0,95906	0,83473
Валовое накопление капитала в текущих ценах						
MAFE DMA/MAFE naïve	0,94979	0,82363	0,85443	0,95256	1,00413	0,73212
RMSFE DMA/RMSFE naïve	1,05311	0,90974	0,90148	0,98056	1,06017	0,88058
MAFE DMS/MAFE naïve	0,96476	0,84332	0,78528	0,88230	0,82063	0,74757

Продолжение Табл. 1 на стр. 52

Продолжение, начало Табл. 1 на стр. 50

Отношение метрик	Горизонт прогнозирования					
	1	2	3	4	5	6
RMSFE DMS/RMSFE naïve	1,05595	0,89263	0,82488	0,93543	0,93448	0,93472
MAFE AR(1)/ MAFE naïve	0,99455	0,89740	0,79891	0,91810	1,02354	1,06884
RMSFE AR(1)/RMSFE naïve	0,95567	0,90975	0,88171	0,93069	1,00785	1,07461
MAFE AR(2)/MAFE naïve	1,09700	0,96600	0,80283	0,99732	1,08154	1,16916
RMSFE AR(2)/RMSFE naïve	1,00734	0,98384	0,90081	0,98465	1,08388	1,16513
MAFE ARX(1)/MAFE naïve	1,61977	1,31394	1,15947	1,48287	1,76662	1,62038
RMSFE ARX(1)/RMSFE naïve	1,52495	1,33572	1,33832	1,37294	1,58895	1,53985
MAFE BVAR/MAFE naïve	1,49378	1,07475	0,95320	1,16204	1,31241	1,14690
RMSFE BVAR/RMSFE naïve	1,40867	1,00269	0,96168	0,99607	1,08713	1,06912
MAFE DFM/MAFE naïve	1,74308	1,04825	1,17011	1,11770	1,39903	1,75687
RMSFE DFM/RMSFE naïve	1,00703	1,41484	1,20764	1,03932	1,21004	1,31689
MAFE BMA/MAFE naïve	1,21773	0,94743	0,92519	1,32334	1,33201	1,40040
RMSFE BMA/RMSFE naïve	1,23121	0,93389	0,86152	1,16836	1,15658	1,28077
MAFE BMS/MAFE naïve	1,18114	1,04452	0,96622	1,44467	1,37430	1,50679
RMSFE BMS/RMSFE naïve	1,24071	1,01255	0,91261	1,30682	1,21478	1,32643
Валовое накопление основного капитала в постоянных ценах						
MAFE DMA/MAFE naïve	0,86378	0,77513	0,79870	0,61533	0,61562	0,30191
RMSFE DMA/RMSFE naïve	0,93748	0,89428	0,85777	0,73454	0,66989	0,42109
MAFE DMS/MAFE naïve	0,88409	0,85490	0,80714	0,64609	0,66412	0,30704
RMSFE DMS/RMSFE naïve	0,93211	0,95258	0,86791	0,75390	0,74165	0,43380
MAFE AR(1)/ MAFE naïve	0,93021	0,92199	0,84936	0,83557	0,80978	0,82663
RMSFE AR(1)/RMSFE naïve	0,95340	0,90524	0,87375	0,83378	0,81710	0,82965
MAFE AR(2)/MAFE naïve	0,98782	0,89815	0,89372	0,85808	0,80846	0,81006
RMSFE AR(2)/RMSFE naïve	1,05345	0,91634	0,88573	0,84213	0,79277	0,80845
MAFE ARX(1)/MAFE naïve	1,39138	1,41549	1,24381	1,15410	1,38088	1,17642
RMSFE ARX(1)/RMSFE naïve	1,47948	1,48435	1,28133	1,14172	1,20010	1,18190
MAFE BVAR/MAFE naïve	1,14644	0,93914	0,86741	0,71758	0,72791	0,72107
RMSFE BVAR/RMSFE naïve	1,30524	1,00057	0,86749	0,75127	0,74064	0,74117
MAFE DFM/MAFE naïve	1,33977	2,46753	1,07225	1,14722	1,06960	1,20858
RMSFE DFM/RMSFE naïve	1,13867	2,07794	1,76128	1,61081	1,66299	1,69427
MAFE BMA/MAFE naïve	1,00391	0,98029	0,99671	0,87230	0,97314	0,48396
RMSFE BMA/RMSFE naïve	0,99248	0,98381	0,95428	0,86442	0,82795	0,51053
MAFE BMS/MAFE naïve	1,01066	1,01872	0,99091	0,87151	0,95180	0,50878
RMSFE BMS/RMSFE naïve	0,99890	1,00777	0,94942	0,86301	0,81887	0,53702
Валовое накопление основного капитала в текущих ценах						
MAFE DMA/MAFE naïve	0,92921	0,77714	0,81382	0,70909	0,73468	0,33321
RMSFE DMA/RMSFE naïve	0,97483	0,91605	0,92490	0,81499	0,74911	0,52186
MAFE DMS/MAFE naïve	0,97867	0,89240	0,88735	0,73860	0,67163	0,46998
RMSFE DMS/RMSFE naïve	1,00019	0,97668	0,98709	0,85475	0,71972	0,65822
MAFE AR(1)/ MAFE naïve	0,94625	0,94747	0,92874	0,90464	0,93969	0,91800
RMSFE AR(1)/RMSFE naïve	0,97772	0,95900	0,94590	0,92715	0,92835	0,93169
MAFE AR(2)/MAFE naïve	1,07549	1,03705	1,00469	0,99066	1,02815	0,95961
RMSFE AR(2)/RMSFE naïve	1,10615	1,02297	0,99645	1,00882	0,97695	1,00894
MAFE ARX(1)/MAFE naïve	1,51850	1,54786	1,20779	1,17686	1,48225	1,23098
RMSFE ARX(1)/RMSFE naïve	1,51457	1,60912	1,39838	1,23680	1,34784	1,32437
MAFE BVAR/MAFE naïve	1,72200	1,47802	1,20770	1,07329	1,31355	1,15725
RMSFE BVAR/RMSFE naïve	1,70428	1,45640	1,26445	1,13372	1,21216	1,16883
MAFE DFM/MAFE naïve	2,37188	1,80248	1,44093	1,31445	1,45375	1,23073
RMSFE DFM/RMSFE naïve	2,32758	2,05026	1,71736	1,04408	0,92518	0,97439
MAFE BMA/MAFE naïve	1,07447	0,94414	0,85950	0,89888	1,03326	0,47606
RMSFE BMA/RMSFE naïve	1,02905	0,93507	0,90014	0,83254	0,88991	0,56126
MAFE BMS/MAFE naïve	1,10634	0,99244	0,92734	0,87655	1,01750	0,61642
RMSFE BMS/RMSFE naïve	1,05534	0,96418	0,90795	0,82974	0,88467	0,67969

Источник: расчеты автора