

Использование методов регуляризации для наукастинга ВВП в сравнении со стандартными методами

Заявка № 1676345

Важнейшие макроэкономические показатели, такие как ВВП, публикуются с квартальной периодичностью, при этом предварительная оценка этих данных для Российской Федерации становится доступной лишь через 1,5 месяца после окончания отчетного квартала. Такая временная задержка в получении официальной статистики является серьезной проблемой для разработчиков экономической политики, поскольку ограничивает возможности быстрой адаптации к изменяющимся макроэкономическим условиям. Особенно актуальна эта проблема в условиях высокой нестабильности экономической ситуации, которая наблюдается в России в последние годы. В таких условиях крайне важно наличие своевременной и точной оценки текущего состояния экономической активности. Принятие решений на основе устаревшей информации может привести к неэффективным или даже контрпродуктивным мерам.

В научной литературе данная проблема решается с использованием метода наукастинга (от англ. nowcasting), основная задача которого заключается в формировании оценок публикуемых с задержкой переменных на основе доступных низкочастотных и высокочастотных статистических данных.

Научная литература в области наукастинга условно разделяется на два направления: эконометрические методы и методы машинного обучения. К эконометрическим подходам относятся динамические факторные модели [7, 16], bridge-модели [4], векторные авторегрессионные модели со смешанной частотой (Mixed-Frequency VAR, MF-VAR) [12] и их байесовские модификации (Mixed-Frequency Bayesian VAR, MFBVAR) [13]. Широко применяются модели со смешанной частотой данных (MIDAS) [6, 8] и их расширения – Factor-MIDAS [10] и MIDAS с марковскими переключениями [8].

К методам машинного обучения, применяемым в наукастинге, относятся регрессии со штрафами (ridge, LASSO, Elastic Net) [3, 15, 18], а также ансамблевые методы – случайный лес, bagging и градиентный бустинг [14, 17, 18]. Дополнительно используются метод опорных векторов (SVM) [15] и искусственные нейронные сети [11].

Следует подчеркнуть, что в российской научной литературе подход с использованием методов регуляризации Elastic Net применяется относительно редко [1, 2]. При этом в первом из указанных исследований, посвященном оценке точности инструментов машинного обучения в задачах наукастинга, отсутствует сопоставление результатов с классическими моделями регрессионного типа, а во второй работе метод рассматривается в рамках квантильной регрессии.

Таким образом, настоящее исследование восполняет нескольких пробелов. Во-первых, метод Elastic Net применяется в качестве самостоятельного инструмента для наукастинга ВВП, а также осуществляется его сравнительный анализ со стандартными эконометрическими подходами. Во-вторых, исследуется чувствительность методов машинного обучения к составу исходной выборки: предполагается, что использование более компактного набора высокоинформативных предикторов позволяет снизить уровень шума, влияющий даже на модели с регуляризацией. Наконец, оценка точности прогнозов осуществляется на крайне турбулентном временном интервале 2020-2025 гг.

В качестве информационной базы использовались макроэкономические индикаторы, характеризующиеся более высокой – ежемесячной – частотой наблюдений по сравнению с квартальным ВВП. Методологический подход включает как традиционные эконометри-

ческие методы, так и современные инструменты машинного обучения: bridge-регрессии, MIDAS-модели, DFM-модели, MF-BVAR и Elastic Net.

Проведенный анализ свидетельствует о том, что применение регуляризации Elastic Net в большинстве случаев обеспечивает точность прогнозов, сопоставимую или превышающую показатели классических эконометрических моделей. Тем не менее, в отдельных спецификациях модели bridge-регрессии могут превосходить его по качеству прогноза.

Результаты исследования могут быть использованы в качестве улучшения систем оперативного мониторинга в условиях макроэкономической нестабильности для лиц, принимающих решения.

В качестве перспектив дальнейших исследований является расширения спектра моделей наукастинга, а также учет пересмотров официальной статистики экономических показателей.

Источники и литература

- 1) Гареев М.Ю., Полбин А.В. Наукастинг: оценка изменения ключевых макроэкономических показателей с использованием методов машинного обучения // Вопросы экономики. 2022. С. 133–157.
- 2) Полбин А.В., Шумилов А.В. Наукастинг и прогнозирование ВВП России и его компонентов с помощью квантильных моделей // Прикладная эконометрика. 2025. С. 5–26.
- 3) Arro-Cannarsa M., Scheufele R. Nowcasting GDP: what are the gains from machine learning algorithms? // SNB Working Papers. 2024. pp. 1–38.
- 4) Baffigi A., Golinelli R., and Parigi G. Bridge models to forecast the euro area GDP // International Journal of Forecasting. 2004. pp. 447–460.
- 5) Cepni O., Güney I., and Swanson N. Nowcasting and forecasting GDP in emerging markets using global financial and macroeconomic diffusion indexes. // International Journal of Forecasting. 2019. pp. 555–572.
- 6) Ghysels E., Santa-Clara P., and Valkanov R. The MIDAS touch: mixed data sampling regression models // CIRANO Working Papers. 2004. pp. 1–32.
- 7) Giannone D., Reichlin L., and Small D. Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data // Journal of monetary economics. 2008. Vol. 55. No. 4. pp. 665–676.
- 8) Guerin P., Marcellino M. Markov switching MIDAS models. // Journal of Business and Economic Statistics. 2013. pp. 45–56.
- 9) Longo L., Riccaboni A., and Rungi A. A Neural Network Ensemble Approach for GDP Forecasting // Journal of Economic Dynamics and Control. 2021. pp. 1–42.
- 10) Marcellino M., Schumacher C. Factor-MIDAS for now- and forecasting with ragged-edge data: a model comparison for German GDP // Oxford Bulletin of Economics and Statistics. 2010. pp. 518–550.
- 11) Marcellino M., Sivec V. Nowcasting gdp growth in a small open economy // National Institute Economic Review. 2021. pp. 127–161.
- 12) Mariano R., Murasawa Y. A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series // Journal of Applied Econometrics. 2003. pp. 427–443.
- 13) McCracken M., Owyang M., and Sekhposyan T. Real-time forecasting with a large, mixed frequency, Bayesian VAR // Working Paper. 2015. pp. 1–34.

- 14) Medeiros M., Vasconcelos G., Veiga A., and Zilberman E. Forecasting inflation in a data-rich environment: the benefits of machine learning methods. // J. Bus. Econ. Stat. 2021. pp. 1–45.
- 15) Richardson A., van Florenstein Mulder T., and Vehbi T. Nowcasting GDP using machine learning algorithms: A real-time assessment // International Journal of Forecasting. 2021. pp. 941–948.
- 16) Soybilgen B., Yazgan E. Evaluating nowcasts of bridge equations with advanced combination schemes for the Turkish unemployment rate. // Economic Modelling. 2018. pp. 99–108.
- 17) Soybilgen B., Yazgan E. Nowcasting US GDP Using Tree-Based Ensemble Models and Dynamic Factors // Computational Economics. 2020. pp. 387–417.
- 18) Tiffin A. Seeing in the Dark: A Machine-Learning Approach to Nowcasting in Lebanon // IMF Working Paper. 2016. pp. 1–19.