

Сравнительный анализ методов оперативного прогнозирования российского отраслевого выпуска

Заявка № 1312950

Для принятия обоснованного решения по денежно-кредитной политике регуляторам требуется понимать состояние экономики до выхода официальной статистики, которая, как правило, публикуется с низкой частотностью и значительной задержкой, которая может достигать нескольких месяцев после окончания отчётного периода. Для решения данной проблемы необходимо с высокой точностью оценивать текущее значение ВВП (nowcasting, предсказание значения текущего периода), а также строить его краткосрочные прогнозы (forecasting). В большинстве ведущих зарубежных центральных банков активно применяются эконометрические и нейросетевые модели для прогнозирования ВВП (Vanbura et al., 2013; Bok et al., 2018; Норр, 2022).

Вместе с тем, выбор оптимальной модели для прогнозирования зачастую сложен ввиду обилия различных техник (Норр, 2023). Так, распространённым методом для получения оперативных оценок и краткосрочных прогнозов ВВП являются динамические факторные модели (DFM) (Giannone et al., 2008). Их преимущество заключается в использовании широкого спектра объясняющих переменных, часть из которых – оперативные (лаг выхода данных – месяц и менее), что повышает оперативность и точность оценки, а также – в использовании статистических данных разной периодичности, в которых допускаются пропуски. Проблема "рваных краёв" в DFM решается с помощью фильтра Калмана, а проблема проклятия размерности – с помощью выделения ненаблюдаемых факторов.

Тем не менее, помимо DFM, большое распространение получили модели, использующие данные смешанной частоты: MIDAS и разного рода MF-модели (Kuzin et al, 2011; Schumacher, 2016; Станкевич, 2020). Также широко применяются BVAR-модели (Крупкина и др., 2022). Помимо эконометрических методов в последние годы активно используются методы машинного обучения: бустинг, эластичная сеть, нейронные сети (в частности, сети долгой краткосрочной памяти LSTM) (Гареев & Полбин, 2022; Норр, 2023).

Обилие разнообразных подходов делает актуальной задачу оценки прогностической способности современных моделей оперативного прогнозирования и выявления тех из них, которые дают наилучший прогноз выпуска в зависимости от особенностей отрасли или временного горизонта прогнозирования для российских данных.

В работе рассматривается 180 показателей (опросные данные, реальный сектор, финансовые и внешние показатели) российской и международной статистики с января 2011 г. по декабрь 2023 г. и производится оценка соответствующих моделей, с последующим сравнением их качества с помощью вневыборочного прогноза в текущий момент, а также на 1 и 2 месяца вперёд. Наилучшие результаты на тестовом промежутке с 2019 по 2023 год показывают DFM и LSTM, что соотносится с результатами, полученными в других исследованиях (Норр, 2023). Тем не менее, большим недостатком LSTM является невозможность интерпретации вклада показателей в прогнозы модели.

Источники и литература

- 1) Гареев, М. Ю., & Полбин, А. В. (2022). Наукастинг: оценка изменения ключевых макроэкономических показателей с использованием методов машинного обучения. Вопросы экономики, (8), 133-157.

- 2) Крупкина, А. С., Виноградова, О. С., Орлова, Е. А., & Ершова, Е. Н. (2022). Прогнозирование ВВП России производственным методом. Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика, (5), 62-81.
- 3) Станкевич, И. П. (2020). Сравнение методов наукастинга макроэкономических индикаторов на примере российского ВВП. Прикладная эконометрика, 59, 113-127.
- 4) Bańbura, M., Giannone, D., Modugno, M., & Reichlin, L. (2013). Now-casting and the real-time data flow. Handbook of economic forecasting, 2, 195-237.
- 5) Bok, B., Caratelli, D., Giannone, D., Sbordone, A. M., & Tambalotti, A. (2018). Macroeconomic nowcasting and forecasting with big data. Annual Review of Economics, 10, 615-643.
- 6) Giannone, D., Reichlin, L., & Small, D. (2008). Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data. Journal of monetary economics, 55(4), 665-676.
- 7) Hopp, D. (2022). Economic nowcasting with long short-term memory artificial neural networks (LSTM). Journal of Official Statistics, 38(3), 847-873.
- 8) Hopp, D. (2023). Benchmarking econometric and machine learning methodologies in nowcasting GDP. Empirical Economics, 1-57.
- 9) Kuzin, V., Marcellino, M., & Schumacher, C. (2011). MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the euro area. International Journal of Forecasting, 27(2), 529-542.
- 10) Schumacher, C. (2016). A comparison of MIDAS and bridge equations. International Journal of Forecasting, 32(2), 257-270.