
Эконометрическое моделирование

НАУКАСТИНГ ВВП: ДИНАМИЧЕСКАЯ ФАКТОРНАЯ МОДЕЛЬ И ОФИЦИАЛЬНЫЕ ПРОГНОЗЫ

А. В. ЗУБАРЕВ
К. С. РЫБАК

В статье предложена стандартная динамическая факторная модель для наукастинга ВВП, ряд которого выходит в официальной статистике с существенной задержкой. Также показано, что построенный прогноз превосходит по качеству официальный прогноз Минэкономразвития России.

Статья подготовлена в рамках выполнения научно-исследовательской работы государственного задания РАНХиГС при Президенте Российской Федерации.

Ключевые слова: наукастинг ВВП, динамическая факторная модель, официальные прогнозы.
JEL: C53, C82, C38, E27.

Введение

Краткосрочное прогнозирование отдельных макроэкономических показателей является крайне актуальной задачей, поскольку оно существенно важно для проведения экономической политики. К сожалению, сбор и обработка статистической информации зачастую происходят не моментально и требуемые временные ряды могут обновляться с задержкой. Это несовершенство привело к возникновению понятия наукастинга, ставшего важной частью современного аппарата макроэкономического прогнозирования.

Наукастинг представляет собой один из видов прогнозирования, когда прогнозируется не будущий, а текущий временной период. Основным отличием классического прогнозирования от наукастинга является то, что для первого, т.е. для прогнозирования будущих периодов, недоступны никакие данные, в то время как наукастинг использует информацию по какому-то доступному набору экономических показателей в целях построения прогноза переменных, выходящих в официальной статистике с существенной задержкой.

Одним из наиболее распространенных инструментов для решения задач краткосрочного прогнозирования и наукастинга являются динамические факторные модели (DFM), получившие распространение благодаря работе Стока и Уотсона [27]. Авторы предполагают, что реальный процесс порождения данных описан динамикой некоторых ненаблюдаемых факторов, для оценки которых можно воспользоваться информацией, содержащейся в наблюдаемых (информационных) рядах. Способы выделения факторов могут различаться, но важно выделить в них два основных идейных направления, в соответствии с которыми оценки факторов могут быть получены из всей совокупности имеющихся наблюдаемых рядов или же после разбиения их на тематические подгруппы. Выделение факторов из тематических групп по экономическому содержанию (когда, например, наблюдаемые ряды разделяются на реальные и номинальные и факторы выделяются отдельно из каждой группы) может быть удобным при построении структурных моделей, однако для целей прогнозирования данный аспект несуществен. Независимо от способа основным методом выделения

Зубарев Андрей Витальевич, старший научный сотрудник РАНХиГС при Президенте Российской Федерации, канд. экон. наук (Москва), e-mail: zubarev@ranepa.ru; Рыбак Константин Сергеевич, младший научный сотрудник РАНХиГС при Президенте Российской Федерации (Москва), e-mail: rybak-ks@ranepa.ru

факторов из информационных рядов является метод главных компонент. Он имеет некоторые технические ограничения, основное из которых – необходимость использования сбалансированной выборки.

Авторы основополагающей работы [27] использовали динамическую факторную модель (DFM) для прогнозирования индекса промышленного производства. В результате проверки прогнозной силы модели они пришли к выводу, что DFM показывает наименьшие ошибки прогноза по сравнению с моделями обычной и векторной авторегрессии и лидирующего индикатора. Аналогичные результаты при прогнозировании иных реальных макроэкономических переменных были получены этими же исследователями в [28]. Подход Стока и Уотсона подвергся критике со стороны Форни и соавторов [16; 17], предложивших получать более эффективные оценки факторов с использованием обобщенного метода главных компонент. Последующие улучшения способа оценки факторов были рассмотрены в [15], где была предложена двухшаговая процедура с применением фильтра Калмана, а преимущества использования метода максимального правдоподобия рассматривались в [13]. Однако сравнительный анализ получаемых прогнозов при помощи теста Диболда-Мариано [19], проведенный в [9], показал, что оценки, полученные для модели Стока и Уотсона, неотличимы от результатов остальных подходов.

Практическое применение факторные модели нашли во многих исследованиях, посвященных наукастингу макроэкономических показателей как развитых стран – например, Канады [11; 12], Германии [22], Норвегии [21], Ирландии [13], Новой Зеландии [23], так и развивающихся – например, Китая [18], Турции [25], а также России [6]. Авторы данных работ отмечают, что при наукастинге ВВП развивающихся стран особую роль играет использование финансовых показателей и индексов PMI (*Purchasing Managers' Index* – индекс деловой активности), так как

зачастую они становятся доступны раньше других показателей.

Для развивающихся стран – нефтеэкспортеров при прогнозировании макропоказателей следует учитывать специфические переменные, важные для экономик данного типа. Так, значимую роль для подобных экономик играет конъюнктура сырьевых рынков, что было отмечено Мехрара и Оскуи [24]. Вклады сырьевых шоков в российскую экономику были рассмотрены в работе Полбина, Скроботова и Зубарева [26]. Среди других исследований, в которых подчеркивалась значимость динамики сырьевых цен для российской экономики, следует выделить работы Полбина и Скроботова [5], Шоломицкой [7], Кубоницы [20], Дробышевского и соавторов [1], Ломиворотова [2], Пестовой и Мамонова [3] и Полбина [4]. В связи с этим разумным представляется включение переменных, характеризующих динамику мирового сырьевого рынка, в динамическую факторную модель для наукастинга российского ВВП.

Предметом настоящего исследования является наукастинг российского ВВП, сведения о котором выходят в официальной статистике с существенной задержкой. Далее приводятся описание данных и формулировка прогнозной модели, затем результаты прогнозирования с помощью оцененной модели, сравнение их с прогнозами Минэкономразвития России и выводы.

Описание данных и модели

Для выделения факторов мы используем динамическую факторную модель, которая схожа с моделью, приведенной в [10]. Непосредственно для наукастинга выпуска мы используем отдельное прогнозное уравнение, аналогичное приведенному в [6]. Общая формулировка модели выглядит следующим образом:

$$X_t = \Lambda F_t + \varepsilon_t; \quad (1)$$

$$F_t = \Omega F_{t-1} + \zeta_t; \quad (2)$$

$$y_t = Z_0 F_t + Z_1 F_{t-1} + \alpha y_{t-1} + \beta p_t + \eta_t, \quad (3)$$

где X_t — матрица наблюдаемых информационных рядов в квартал; F_t — матрица ненаблюдаемых факторов; y_t — квартальный темп прироста сезонно сглаженного реального ВВП; p_t — реальная цена на нефть; $\Lambda, \Omega, Z_0, Z_1, \alpha, \beta$ — матрицы неизвестных оцениваемых параметров; $\varepsilon_t, \zeta_t, \eta_t$ — случайные ошибки.

Для выделения ненаблюдаемых факторов в уравнениях (1) и (2) используется метод главных компонент. Факторы выделяются из квартальных рядов российской экономики, включающих в себя показатели индексов цен, промышленного производства, краткосрочных ставок процента, физического объема розничной торговли продовольственными и непродовольственными товарами, нормы безработицы, а также композитный лидирующий индикатор для России (CLI index) и ряд других номинальных показателей. Заметим, что в прогнозное уравнение (3) помимо факторов включена также реальная цена на нефть, позволяющая учесть высокую зависимость российской экономики от внешних сырьевых шоков.

Для определения необходимого количества факторов применялся тест Баи и Нг [8], в соответствии с которым мы используем пер-

вые три главные компоненты, которые суммарно отвечают за 98% вариации в данных.

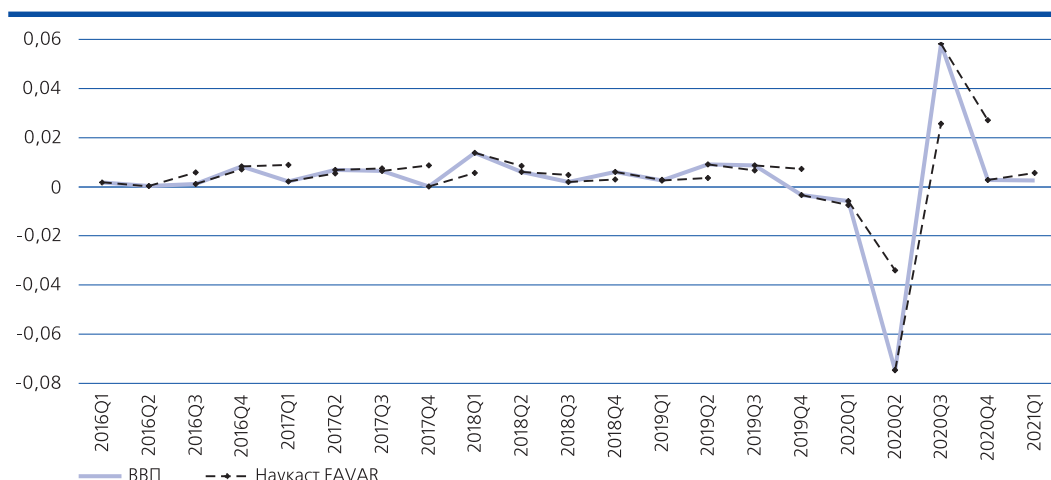
Все временные ряды рассматриваются на промежутке с первого квартала 2000 г. по первый квартал 2021 г., в качестве информационных рядов для получения оценок факторов используются 20 показателей. Все ряды, где это необходимо, очищены от сезонности с помощью процедуры Х13. Нестационарные ряды рассматриваются в разностях, а все переменные центрированы и стандартизованы при выделении главных компонент.

Для построения наукастов динамическая факторная модель оценивается на выборке вплоть до соответствующего наукасту периода, после чего полученные оценки факторов используются в прогнозном уравнении, оцениваемом с помощью метода наименьших квадратов.

Результаты прогнозирования и анализ качества прогнозов

Для оценки качества прогнозов мы используем тестовую выборку объемом чуть более 20% от имеющегося набора данных, начиная со второго квартала 2016 г. Для каждого периода до первого квартала 2021 г. последовательно

Рис. 1. Наукасты, построенные на основе динамической факторной модели



Источник: построено авторами.

строится наукаст с использованием факторов, оцененных на выборке с первого квартала 2000 г. и вплоть до периода наукаста. Последовательность таких наукастов представлена на рис. 1, из которого видно, что полученные наукасты в целом удовлетворительно предсказывают динамику выпуска до начала глобальной пандемии COVID-19: точность прогнозов в терминах RMSE на промежутке «второй квартал 2016 г. – первый квартал 2020 г.» составила 0,2. При рассмотрении всего тестового периода точность прогнозов ожидаемо ниже, так как природа глобального кризиса, вызванного пандемией, довольно нестандартна, в связи с чем она не может быть полностью учтена в модели с помощью набора лишь из российских переменных и цены на нефть.

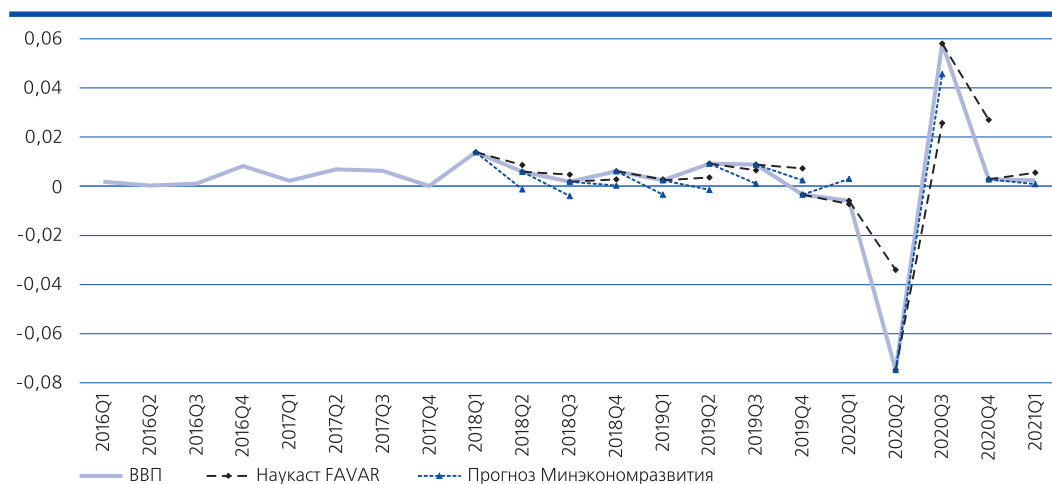
Сравним прогнозы, полученные с помощью нашей модели, с прогнозами Минэкономразвития России. Последние публикуются в форме сезонной разности (квартал к аналогичному кварталу предыдущего года), но для возможности сопоставления мы перевели их в темп роста за последний квартал. В результа-

те оказывается, что RMSE наукастов, построенных на основе динамической факторной модели, в два раза ниже, чем RMSE оценок ВВП Минэкономразвития на докризисном периоде; кроме того, тест Диболда–Мариано указывает на превосходство полученных наукастов над оценками ВВП, публикуемыми Министерством экономического развития. (См. рис. 2.) Отметим, что сравнить прогнозы на всем тестовом периоде не представляется возможным, так как министерством не были своевременно опубликованы прогнозы за второй и четвертый кварталы 2020 г.

Выводы

В данной работе мы привели описание динамической факторной модели, которая может быть использована для получения наукастов ВВП российской экономики. Несмотря на относительную простоту модели, нам удалось получить качественные оценки динамики темпов роста выпуска, особенно на промежутке, предшествовавшем глобальной пандемии. Хотя для периода коронавирусной инфекции

Рис. 2. Сравнение прогнозов, полученных по динамической факторной модели, и прогнозов Минэкономразвития России



Примечание. Сайт Минэкономразвития не предоставлял данных за второй и четвертый кварталы в периоды, следующие за периодами наукастинга.

Источник: построено авторами.

качество оценки получилось несколько хуже, тем не менее удалось достаточно точно предсказать восстановление выпуска в третьем квартале 2020 г. Кроме того, важно отметить,

что факторная модель продемонстрировала более точные наукасты по сравнению с прогнозами, публикуемыми Минэкономразвития России. ■

Литература

1. Дробышевский С.М., Идрисов Г.И., Каукин А.С., Павлов П.Н., Синельников-Мурылев С.Г. Декомпозиция темпов роста российской экономики в 2007–2017 гг. и прогноз на 2018–2020 гг. // Вопросы экономики. 2018. № 9. С. 5–31.
2. Ломиворотов Р. Влияние внешних шоков и денежно-кредитной политики на экономику России // Вопросы экономики. 2014. № 11. С. 122–139.
3. Пестова А., Мамонов М. Оценка влияния различных шоков на динамику макроэкономических показателей в России и разработка условных прогнозов на основе BVAR-модели российской экономики // Экономическая политика. 2016. Т. 11. № 4. С. 56–92.
4. Полбин А.В. Оценка траектории темпов трендового роста ВВП России в ARX-модели с ценами на нефть // Экономическая политика. 2020. Т. 1. № 1. С. 40–63.
5. Полбин А.В., Скроботов А.А. Тестирование наличия изломов в тренде структурной компоненты ВВП Российской Федерации // Экономический журнал ВШЭ. 2016. Т. 20. № 4. С. 588–623.
6. Поршаков А.С., Пономаренко А.А., Сиянков А.А. Оценка и прогнозирование ВВП России с помощью динамической факторной модели // Журнал Новой экономической ассоциации. 2015. Т. 2. № 30. С. 60–76.
7. Шоломицкая Е. Влияние ключевых макроэкономических шоков на инвестиции в России // Экономический журнал ВШЭ. 2017. Т. 21. № 1. С. 89–113.
8. Bai J., Ng S. Determining the number of factors in approximate factor models // *Econometrica*. 2002. Vol. 70. No. 1. Pp. 191–221.
9. Barhoumi K., Darne O., Ferrara L. Are disaggregate data useful for factor analysis in forecasting French GDP? // *Journal of Forecasting*. 2010. No. 29.
10. Bernanke B.S., Boivin J., Elias P. Measuring the effects of monetary policy: a factor-augmented vector autoregressive (FAVAR) approach // *Quarterly Journal of Economics*. 2005. Vol. 120. No. 1, February. Pp. 387–422.
11. Bragoli D., Modugno M. A nowcasting model for Canada: Do US variables matter? // *Finance and Economics Discussion Series*. 2016. No. 36.
12. Chernis T., Sekkel R. A dynamic factor model for nowcasting Canadian GDP // *Empirical Economics*. 2017. No. 53. Pp. 217–234.
13. D’Agostino A., McQuinn K., O’Brien D. Nowcasting Irish GDP // *OECD Journal: Journal of Business Cycle Measurement and Analysis*. 2012. Vol. 2012. No. 2. Pp. 21–31.
14. Doz C., Giannone D., Reichlin L. A Quasi-Maximum Likelihood Approach for Large, Approximate Dynamic Factor Models // *Review of Economics and Statistics*. 2012. Vol. 94. No. 4. Pp. 1014–1024.
15. Doz C., Giannone D., Reichlin L. A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on Kalman filtering // *Journal of Econometrics*. 2011. No. 164. Pp. 188–205.
16. Forni M., Hallin M., Lippi M., Reichlin L. The generalized dynamic factor model consistency and rates // *Journal of Econometrics*. 2004. No. 119. Pp. 231–255.
17. Forni M., Hallin M., Lippi M., Reichlin L. The Generalized Dynamic Factor Model // *Journal of the American Statistical Association*. 2005. No. 100. Pp. 830–840.
18. Giannone, Domenico, Silvia Miranda Agrippino, and Michele Modugno. *Nowcasting China Real GDP*. NY: Mimeo, 2013.
19. Harvey D., Leybourne S., Newbold P. Testing the equality of prediction mean squared errors // *International Journal of Forecasting*. 1997. No. 13. Pp. 281–291.
20. Kuboniwa M. A comparative analysis of the impact of oil prices on oil-rich emerging economies in the Pacific Rim // *Journal of Comparative Economics*. 2014. Vol. 42. No. 2, May. Pp. 328–339.
21. Luciani M., Ricci L. Nowcasting Norway // *International Journal of Central Banking*. 2014. Vol. 10. No. 4. Pp. 215–248.
22. 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. No. 72. Pp. 518–550.

23. Matheson T.D. An analysis of the informational content of New Zealand data releases: The importance of business opinion surveys // *Economic Modelling*. 2010. Vol. 27. No. 1. Pp. 304–314.
24. Mehra M., Oskoui K.N. The sources of macroeconomic fluctuations in oil exporting countries: A comparative study // *Economic Modelling*. 2007. Vol. 24. No. 3. Pp. 365–379.
25. Modugno M., Soybilgen B., Yazgan E. Nowcasting Turkish GDP and news decomposition // *International Journal of Forecasting*. 2016. No. 32. Pp. 1369–1384.
26. Polbin A., Skrobotov A., Zubarev A. How the oil price and other factors of real exchange rate dynamics affect real GDP in Russia // *Emerging Markets Finance and Trade*. February 2019. Pp. 1–14.
27. Stock J., Watson M. Forecasting Using Principal Components From a Large Number of Predictors // *Journal of the American Statistical Association*. 2002. No. 97. Pp. 1167–1179.
28. Stock J.H., Watson M.W. Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes // *Journal of Business & Economic Statistics*. 2002. Vol. 20. No. 2. Pp. 147–162.

References

1. Drobyshevsky S.M., Idrisov G.I., Kaukin A.S., Pavlov P.N., Sinelnikov-Murylev S.G. Decomposition of Russian GDP growth rates in 2007–2017 and forecast for 2018–2020 // *Voprosy Ekonomiki*. 2018. No. 9. Pp. 5–31.
2. Lomivorotov R. Impact of External Shocks and Monetary Policy on Russian Economy // *Voprosy Ekonomiki*. 2014. No. 11. Pp. 122–139.
3. Pestova A., Mamonov M. Assessment of the impact of various shocks on the dynamics of macroeconomic indicators in Russia and development of conditional forecasts based on the BVAR model of the Russian economy // *Ekonomicheskaya Politika*. 2016. Vol. 11. No. 4. Pp. 56–92.
4. Polbin A.V. Estimation of the trajectory of the trend growth rates of Russia's GDP in the ARX model with oil prices // *Ekonomicheskaya Politika*. 2020. Vol. 1. No. 1. Pp. 40–63.
5. Polbin A.V., Skrobotov A.A. Testing the presence of breaks in the trend of the GDP structural component of the Russian Federation // *Ekonomicheskij Jurnal HSE*. 2016. Vol. 20. No. 4. Pp. 588–623.
6. Porshakov A.S., Ponomarenko A.A., Sinyakov A.A. Nowcasting and Short-Term Forecasting of Russian GDP with a Dynamic Factor Model // *Journal of the New Economic Association*. 2016. Vol. 2. No. 30. Pp. 60–76.
7. Sholomitckaya E. The impact of key macroeconomic shocks on investment in Russia // *Ekonomicheskij Jurnal HSE*. 2017. Vol. 21. No. 1. Pp. 89–113.
8. Bai J., Ng S. Determining the number of factors in approximate factor models // *Econometrica*. 2002. Vol. 70. No. 1. Pp. 191–221.
9. Barhoumi K., Darne O., Ferrara L. Are disaggregate data useful for factor analysis in forecasting French GDP? // *Journal of Forecasting*. 2010. No. 29.
10. Bernanke B.S., Boivin J., Elias P. Measuring the effects of monetary policy: a factor-augmented vector autoregressive (FAVAR) approach // *Quarterly Journal of Economics*. 2005. Vol. 120. No. 1, February. Pp. 387–422.
11. Bragoli D., Modugno M. A nowcasting model for Canada: Do US variables matter? // *Finance and Economics Discussion Series*. 2016. No. 36.
12. Chernis T., Sekkel R. A dynamic factor model for nowcasting Canadian GDP // *Empirical Economics*. 2017. No. 53. Pp. 217–234.
13. D'Agostino A., McQuinn K., O'Brien D. Nowcasting Irish GDP // *OECD Journal: Journal of Business Cycle Measurement and Analysis*. 2012. Vol. 2012. No. 2. Pp. 21–31.
14. Doz C., Giannone D., Reichlin L. A Quasi-Maximum Likelihood Approach for Large, Approximate Dynamic Factor Models // *Review of Economics and Statistics*. 2012. Vol. 94. No. 4. Pp. 1014–1024.
15. Doz C., Giannone D., Reichlin L. A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on Kalman filtering // *Journal of Econometrics*. 2011. No. 164. Pp. 188–205.
16. Forni M., Hallin M., Lippi M., Reichlin L. The generalized dynamic factor model consistency and rates // *Journal of Econometrics*. 2004. No. 119. Pp. 231–255.
17. Forni M., Hallin M., Lippi M., Reichlin L. The Generalized Dynamic Factor Model // *Journal of the American Statistical Association*. 2005. No. 100. Pp. 830–840.
18. Giannone, Domenico, Silvia Miranda Agrippino, and Michele Modugno. *Nowcasting China Real GDP*. NY: Mimeo, 2013.
19. Harvey D., Leybourne S., Newbold P. Testing the equality of prediction mean squared errors // *International Journal of Forecasting*. 1997. No. 13. Pp. 281–291.

20. Kuboniwa M. A comparative analysis of the impact of oil prices on oil-rich emerging economies in the Pacific Rim // *Journal of Comparative Economics*. 2014. Vol. 42. No. 2, May. Pp. 328–339.
21. Luciani M., Ricci L. Nowcasting Norway // *International Journal of Central Banking*. 2014. Vol. 10. No. 4. Pp. 215–248.
22. 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. No. 72. Pp. 518–550.
23. Matheson T.D. An analysis of the informational content of New Zealand data releases: The importance of business opinion surveys // *Economic Modelling*. 2010. Vol. 27. No. 1. Pp. 304–314.
24. Mehrara M., Oskoui K.N. The sources of macroeconomic fluctuations in oil exporting countries: A comparative study // *Economic Modelling*. 2007. Vol. 24. No. 3. Pp. 365–379.
25. Modugno M., Soybilgen B., Yazgan E. Nowcasting Turkish GDP and news decomposition // *International Journal of Forecasting*. 2016. No. 32. Pp. 1369–1384.
26. Polbin A., Skrobotov A., Zubarev A. How the oil price and other factors of real exchange rate dynamics affect real GDP in Russia // *Emerging Markets Finance and Trade*. February 2019. Pp. 1–14.
27. Stock J., Watson M. Forecasting Using Principal Components From a Large Number of Predictors // *Journal of the American Statistical Association*. 2002. No. 97. Pp. 1167–1179.
28. Stock J.H., Watson M.W. Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes // *Journal of Business & Economic Statistics*. 2002. Vol. 20. No. 2. Pp. 147-162.

GDP Nowcasting: Dynamic Factor Model vs. Official Forecasts

Andrey V. Zubarev – Senior Researcher of the Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, Candidate of Economic Sciences (Moscow, Russia). E-mail: zubarev@ranepa.ru

Konstantin S. Rybak – Junior Researcher of the Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (Moscow, Russia). E-mail: rybak-ks@ranepa.ru

We propose a dynamic factor model for nowcasting GDP, which becomes available with a significant delay in official statistics. Furthermore, we show that obtained nowcasts outperform those made by the Ministry of Economic Development.

The article was prepared in the framework of execution of state order by RANEPa.

Key words: GDP nowcasting, factor model, official forecasts.

JEL-codes: C53, C82, C38, E27.