

# Сравнительный анализ методов оперативного прогнозирования российского отраслевого выпуска

**Выполнил:** студент группы э401, Лысов Андрей Максимович

**Научный руководитель:** к.э.н., Туманова Елена Алексеевна

Экономический факультет МГУ имени М.В. Ломоносова

15 мая 2024 года

- Для принятия решений регуляторам важно понимать текущее состояние экономики.
- Многие важнейшие показатели (например, ВВП) публикуются со значительным лагом.
- Регуляторы активно применяют модели оперативного прогнозирования (**наукастинга**), направленные на раннее предсказание и последующее уточнение значений низкочастотных показателей.
- Наукастинг становится особенно актуальным в нестабильные периоды, определение наиболее точных методов представляет практический интерес.
- Прогнозирование ВДС отдельных отраслей позволяет как получить более полное представление о состоянии экономики, так и снизить волатильность оценок ВВП (Angelini et al., 2008), (Bäurle et al., 2021),

**Цель:** Выявить наиболее точные методы оперативного прогнозирования ВВП и отраслевого выпуска для экономики России в период с 2011 по 2023 год.

## Задачи:

- Проанализировать описанные в литературе практики наукастинга для обоснования выбора наиболее подходящих для оперативного прогнозирования ВВП и отраслевого выпуска.
- Сформировать базу данных квартальных темпов изменения реального ВВП и отраслевого выпуска и структурных блоков объясняющих переменных.
- Провести эксперимент по оперативному прогнозированию квартальных темпов прироста реального ВВП и отраслевого выпуска в период с 2019 по 2023 год.
- Проверить статистическую значимость различий качества прогнозов, полученных с помощью выбранных моделей, для ВВП и отдельных отраслей.
- Сформировать рекомендации по выбору релевантных методов для оперативного прогнозирования различных отраслей.

При наукастинге ВВП широко используются как продвинутое эконометрические методы, так и методы машинного обучения (Норр, 2023):

- **Эконометрические модели:**

- ▶ Бридж-уравнения (агрегирование регрессоров по времени);
- ▶ MIDAS-модели (данные смешанной частотности);
- ▶ VAR-модели и их модификации;
- ▶ DFM (динамические факторные модели).

- **Методы машинного обучения:**

- ▶ Методы регуляризации (МНК с штрафной функцией);
  - ★ LASSO-регрессия; Ridge (гребневая регрессия); Elastic Net (эластичная сеть).
- ▶ XGBoost (градиентный бустинг);
- ▶ LSTM (сети долгой краткосрочной памяти).

- **Эталонные (бенчмарк) модели:**

- ▶ Модель случайного блуждания (прогноз равен предыдущему значению);
- ▶ ARIMA (модель авторегрессии – скользящего среднего).

В рамках работы для сравнения были выбраны 2 эконометрических подхода (MIDAS и DFM) и 4 модели машинного обучения (Ridge-регрессия, эластичная сеть, XGBoost, LSTM).

- **Период:** II квартал 2011 г. – III квартал 2023 г., 50 наблюдений.
- **Зависимые переменные:** квартальные темпы прироста ВВП и ВДС, рассчитанные на основе значений в ценах 2021 года:
  - 1 Агрегированный ВВП;
  - 2 Раздел А: Сельское хозяйство;
  - 3 Раздел В: Добыча полезных ископаемых;
  - 4 Раздел С: Обрабатывающие производства;
  - 5 Разделы D и E: Электроэнергетика и водоснабжение;
  - 6 Раздел F: Строительство;
  - 7 Раздел G: Торговля;
  - 8 Раздел H: Транспортировка;
  - 9 Раздел K: Финансовая деятельность;
  - 10 Раздел L: Операции с недвижимостью;
  - 11 Разделы I, J, M, N, O, P, Q, R, S, T: «Прочие» отрасли;
  - 12 Чистые налоги;
  - 13 Рассчитанный на основе агрегирования показателей (2)-(12) ВВП.

- **Период:** январь 2011 г. – декабрь 2023 г., 156 наблюдений.
- **Объясняющие переменные:** месячные (квартальные) темпы прироста оперативных индикаторов, разбитые на 4 блока:
  - ▶ Блок опросных показателей (102 переменных);
  - ▶ Блок показателей реального сектора (34 переменных);
  - ▶ Блок показателей финансового сектора (17 переменных);
  - ▶ Блок показателей внешнего сектора и цен (20 переменных).
- Блоки были сформированы исходя из опыта прошлых работ (Mikosch, Solanko, 2019), (Крупкина et al., 2022) и возможности рассмотрения достаточно больших групп показателей.
- Данные были предварительно очищены от сезонной составляющей при помощи метода X13-ARIMA-SEATS в специализированной программе EViews 12.
- При оценке моделей применялся предварительный отбор объясняющих переменных на основе значимости коэффициента корреляции Пирсона.

# Структура и динамика отраслевых ВДС

Таблица 1: Динамика доли ключевых отраслей в ВВП по годам

Год	С/х	Добыча	Обработка	Э/н	Стр-во	Торговля	Трансп.	Финансы	Недвиж-ть	Прочие	Налоги
2011	3,8	12,1	11,6	3,0	5,2	13,0	6,0	2,7	8,6	22,0	12,0
2012	3,6	11,9	11,8	2,9	5,2	13,0	6,0	3,0	8,5	22,2	12,0
2013	3,7	11,8	11,7	2,8	5,0	12,8	5,9	3,1	8,7	22,5	12,0
2014	3,8	11,9	11,7	2,7	4,8	12,8	5,9	3,2	8,9	22,6	11,7
2015	3,9	12,3	11,8	2,7	4,8	12,1	5,9	3,1	9,1	22,8	11,3
2016	4,0	12,5	11,9	2,8	4,9	11,6	6,1	3,3	9,1	22,5	11,1
2017	4,0	12,5	12,3	2,7	4,8	11,6	6,0	3,3	9,2	22,6	11,1
2018	4,0	12,4	12,4	2,7	4,7	11,4	6,0	3,5	9,3	22,5	11,2
2019	4,0	12,5	12,5	2,6	4,5	11,2	5,9	3,8	9,3	22,5	11,2
2020	4,1	12,0	12,8	2,6	4,5	11,3	5,4	4,5	9,4	22,6	10,7
2021	3,9	11,8	12,9	2,7	4,5	11,4	5,5	4,8	9,4	23,0	10,3
2022	4,2	12,1	12,8	2,7	4,8	10,1	5,6	5,1	9,6	23,5	9,5
2023	4,2	11,8	13,2	2,6	4,2	10,6	5,7	5,3	9,8	23,1	9,5

Источник: составлено автором

# Периоды высокой и низкой синхронности динамики отраслей

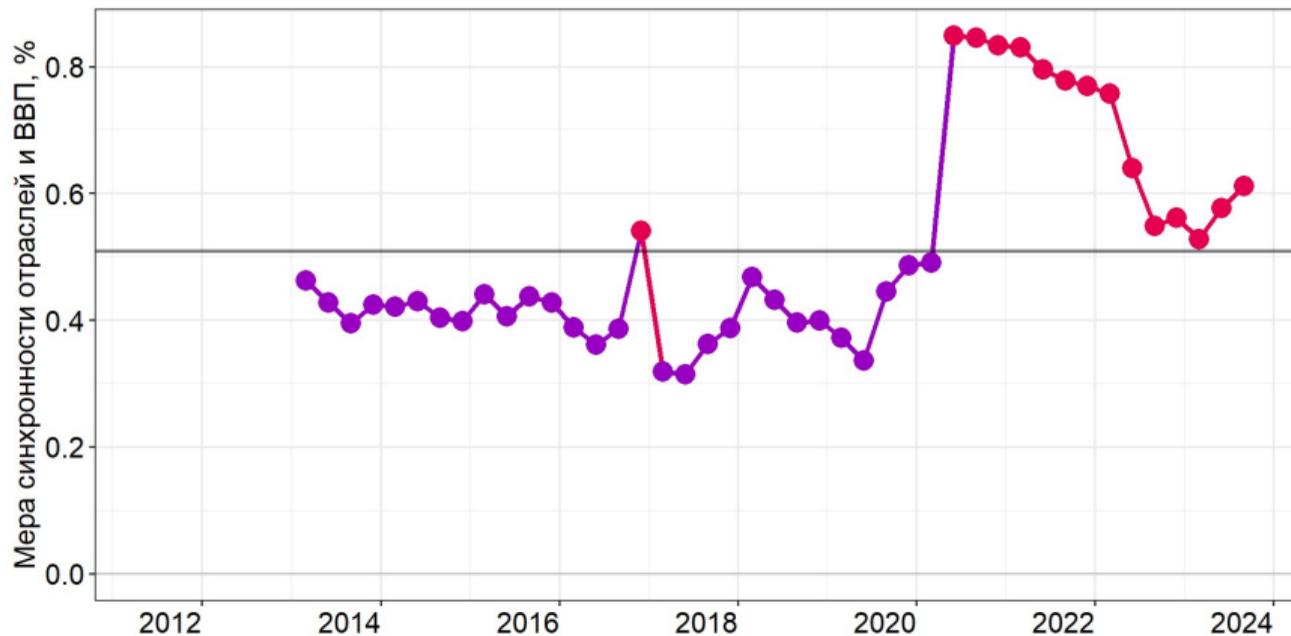


Рис. 1: Изменение меры синхронности динамики ВДС отраслей и ВВП  $r_t^c = \sum_{s=1}^S w_{s,t-1} r_t^s$ , красным цветом отмечены периоды высокой синхронности отраслей

Источник: составлено автором

# Ранжирование отраслей в зависимости от доли промежуточного потребления продукции других отраслей в выпуске отрасли

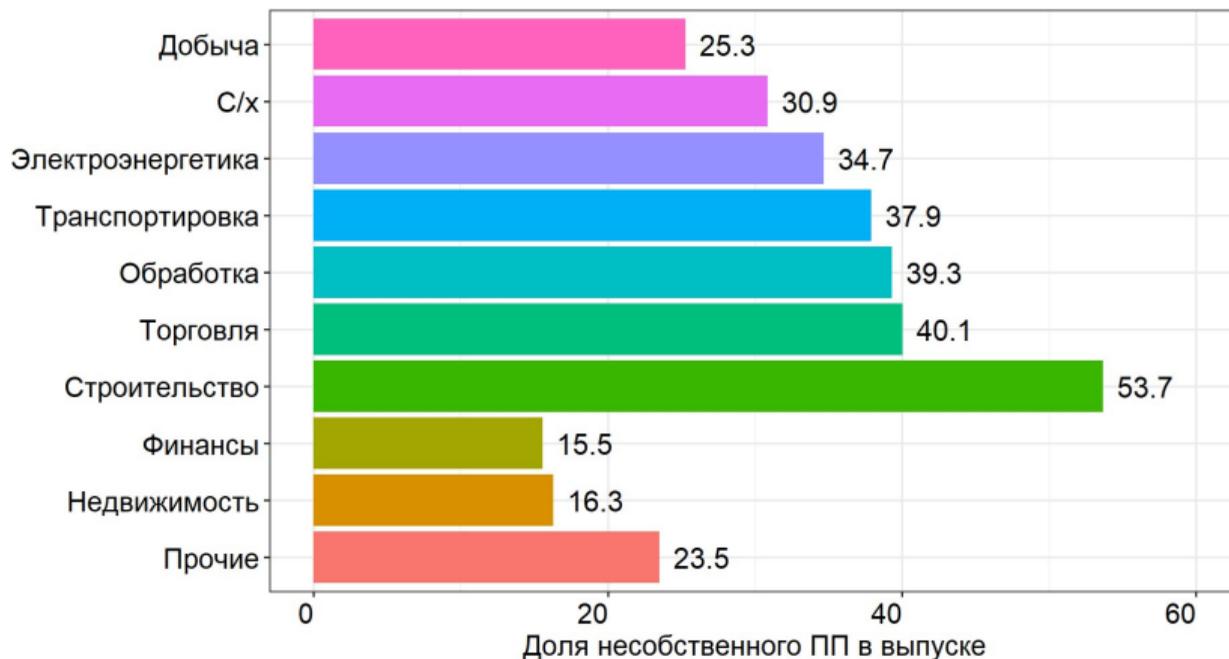


Рис. 2: Среднее значение меры эндогенности отраслей за 2016-2020 годы

Источник: составлено автором

- **Обучающая выборка:** январь 2011 г. – декабрь 2018 г.
- **Тестовая выборка:** январь 2019 г. – декабрь 2023 г.
- Для учёта асинхронности выхода информации были сконструированы «псевдо-винтажи» (Норр, 2023).
- Модели оценивались на расширяющемся окне с янв.11 до крайней точки перед прогнозным кварталом, после чего прогноз строился в 5 различных ситуациях, с учётом всех данных, имеющихся:
  - ▶ за 2 месяца до конца прогнозного квартала;
  - ▶ за 1 месяца до конца прогнозного квартала;
  - ▶ на конец прогнозного квартала;
  - ▶ через 1 месяц после конца прогнозного квартала;
  - ▶ через 2 месяца после конца прогнозного квартала.
- Метрикой качества служила средняя абсолютная ошибка прогноза:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |y_t - \hat{y}_t|$$

# Стратегия прогнозирования: пример

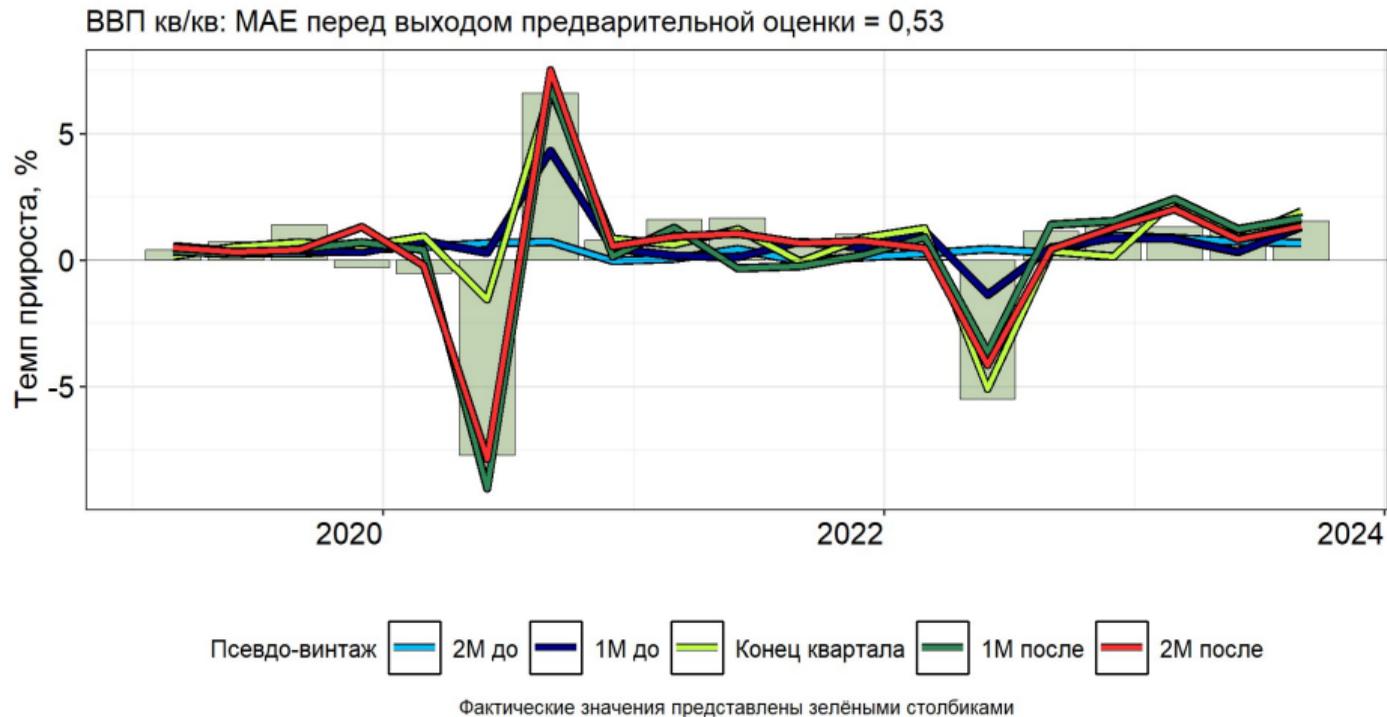


Рис. 3: Пример наукаста ВВП с помощью DFM на 5 псевдо-винтажах

Источник: составлено автором

# Оценка качества: Прогнозирование ВВП

- Для более удобного сравнения точность прогноза представлена как отношение MAE модели к MAE ARIMA. Зелёным цветом выделены наиболее точные модели.

Таблица 2: Сравнение точности наката ВВП по всей тестовой выборке

gdp	ARIMA	RW	EN	Ridge	XGBoost	LSTM	MIDAS	DFM
MAE -2	1,000	1,350	0,941	0,946	0,917	0,941	0,953	0,932
MAE -1	1,000	1,252	0,805	0,814	0,822	0,873	0,884	0,687
MAE 0	1,000	1,252	0,808	0,799	0,722	0,683	0,719	0,473
MAE 1	1,000	1,252	0,568	0,547	0,665	0,658	0,606	0,383
MAE 2	1,000	1,214	0,501	0,470	0,616	0,623	0,605	0,261

Источник: составлено автором

- DFM превосходит остальные модели практически на всех псевдо-винтажах.

# Оценка качества: Прогнозирование ВВП в докризисный период

Таблица 3: Сравнение точности наукаста ВВП в период **низкой** синхронности отраслевой динамики

gdp_l	ARIMA	RW	EN	Ridge	XGBoost	LSTM	MIDAS	DFM
MAE -2	1,000	0,979	0,999	0,999	0,995	1,021	0,987	1,126
MAE -1	1,000	0,925	0,989	0,994	0,939	0,964	0,933	1,080
MAE 0	1,000	0,925	0,974	0,973	0,967	0,954	0,922	1,069
MAE 1	1,000	0,925	1,040	1,033	0,968	0,969	0,925	1,078
MAE 2	1,000	0,968	0,991	0,990	0,998	0,999	1,031	1,103

Источник: составлено автором

- В относительно спокойные периоды продвинутые методы не превосходят эталонные.

Таблица 4: Сравнение точности наката ВВП в период **высокой** синхронности отраслевой динамики

gdp_h	ARIMA	RW	EN	Ridge	XGBoost	LSTM	MIDAS	DFM
MAE -2	1,000	1,386	0,924	0,929	0,898	0,922	0,950	0,914
MAE -1	1,000	1,283	0,779	0,788	0,801	0,853	0,880	0,650
MAE 0	1,000	1,283	0,783	0,774	0,692	0,650	0,699	0,416
MAE 1	1,000	1,283	0,519	0,497	0,629	0,622	0,576	0,318
MAE 2	1,000	1,235	0,455	0,422	0,577	0,585	0,568	0,188

*Источник: составлено автором*

- Продвинутое модели дают более точные прогнозы в кризисные периоды благодаря учёту оперативных данных.

# Оценка качества: Прогнозирование отраслевого выпуска

Таблица 5: Лучшая с точки зрения точности наукаста модель для каждой комбинации отрасли и псевдо-винтажа по всей тестовой выборке

sectors	С/х	Добыча	Обраб.	Э/н	Стр-во	Торг.	Трансп.	Финансы	Недвиж-ть	Прочие	Налоги
MAE -2	DFM	Ridge	Ridge	RW	Ridge	Ridge	Ridge	LSTM	EN	Ridge	Ridge
MAE -1	DFM	Ridge	Ridge	RW	Ridge	Ridge	Ridge	LSTM	EN	Ridge	Ridge
MAE 0	DFM	Ridge	Ridge	RW	Ridge	Ridge	Ridge	EN	EN	Ridge	Ridge
MAE 1	DFM	Ridge	Ridge	MIDAS	Ridge	DFM	Ridge	EN	EN	Ridge	Ridge
MAE 2	Ridge	DFM	Ridge	LSTM	Ridge	DFM	Ridge	LSTM	EN	Ridge	Ridge

*Источник: составлено автором*

- Ridge-регрессия даёт наиболее точный прогноз для большинства отраслей, причём как в докризисный период, так и в кризисный.

# Оценка качества: Прогнозирование ВВП методом агрегирования прогнозов

Таблица 6: Сравнение точности наукаста ВВП методом агрегирования прогнозов по всей выборке

gdp_bot_up	ARIMA	RW	EN	Ridge	XGBoost	LSTM	MIDAS	DFM
MAE -2	1,000	1,509	0,932	0,988	0,981	0,965	0,991	0,994
MAE -1	1,000	1,425	0,882	0,794	0,847	0,868	0,927	0,855
MAE 0	1,000	1,425	0,839	0,750	0,825	0,812	0,846	0,633
MAE 1	1,000	1,425	0,741	0,409	0,626	0,693	0,794	0,521
MAE 2	1,000	1,314	0,679	0,340	0,588	0,632	0,713	0,436

*Источник: составлено автором*

- Прогнозирование ВВП с помощью агрегирования отдельных отраслевых прогнозов улучшило относительное качество Ridge-модели.

- Нулевая гипотеза в одностороннем тесте Диболда-Мариано: прогнозы, полученные с использованием двух сравниваемых моделей, имеют одинаковую точность.
- Прогнозирование агрегированного ВВП:
  - ▶ При прогнозировании агрегированного ВВП на псевдо-винтаже  $t - 2$  XGBoost значимо превосходил другие модели.
  - ▶ После выхода свежей информации DFM превосходит другие модели на уровне значимости 5%.
  - ▶ Все продвинутые модели превосходят эталонные на более поздних псевдо-винтажах.
- Прогнозирование ВВП методом агрегирования отраслевых прогнозов:
  - ▶ На самом раннем псевдо-винтаже метод эластичной сети превосходит в точности другие модели.
  - ▶ С выходом новых данных лидерство переходит к гребневой регрессии.
  - ▶ Все рассмотренные модели позволяют получить прогнозы, точность которых статистически значимо превосходит точность бенчмарк-моделей.

- Выделены 6 моделей, потенциально позволяющих давать качественные оперативные прогнозы.
- Сформирована обширная база данных зависимых и объясняющих переменных (185 показателей), разделённых на 4 содержательных блока.
- При прямом прогнозировании ВВП наиболее точной моделью оказалась DFM.
- При прогнозировании большинства выделенных отраслей гребневая регрессия показывала более высокую точность.
- Результаты оказались значимыми с точки зрения теста Диболда-Мариано.
- Преимущества выбранных методов наиболее явно проявлялись в кризисные периоды, в которых стандартные модели не могли адаптировать свои прогнозы на основе учёта оперативной информации.
- Собранные данные и программный код представлены в специально созданном репозитории на GitHub для возможности реплицировать результаты исследования.

Спасибо за внимание!

- 1 Введение
- 2 Методы оперативного прогнозирования ВВП
- 3 Описание данных
- 4 Стратегия прогнозирования
- 5 Оценка качества моделей
- 6 Проверка статистической значимости результатов
- 7 Результаты и выводы
- 8 Список литературы**
- 9 Приложение

# Список литературы I

- Гареев М.Ю., Полбин А.В.* Науकाстинг: оценка изменения ключевых макроэкономических показателей с использованием методов машинного обучения // Вопросы экономики. 2022. 8. 133–157.
- Кобзев А., Андреев А.* Индикаторы деловой активности и инфляции на основе мониторинга предприятий // Аналитическая записка Банка России. 2021.
- Крупкина А.С., Виноградова О.С., Орлова Е.А., Ершова Е.Н.* Прогнозирование ВВП производственным методом // Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика. 2022. 5. 62–81.
- Леонтьев В.В.* Баланс народного хозяйства СССР. Методологический разбор работы ЦСУ // Плановое хозяйство. 1925. 12, 1925. 254–258.
- Пестова А., Мамонов М.* Оценка влияния различных шоков на динамику макроэкономических показателей в России и разработка услоанных прогнозов на основе BVAR-модели российской экономики // Экономическая политика. 2016. 11, 4. 56–92.
- Пономаренко А., Попова С., Синяков А., Турдыева Н., Чернядьев Д.* Оценка последствий эпидемии для экономики России через призму межотраслевого баланса // Деньги и кредит. 2020. 79, 4. 3–17.
- Станкевич И.П.* Сравнение методов наукастинга макроэкономических индикаторов на примере российского ВВП // Прикладная эконометрика. 2020. 59. 113–127.
- Федюнина А.А., Юревич М.А., Городный Н.А.* Пандемия, санкции и беспокойство в регионах России: наукастинг ожиданий деловой активности // Вопросы экономики. 2024. 3. 96–119.

- Широв А.А., Янтовский А.А.* Межотраслевая макроэкономическая модель RIM-развитие инструментария в современных экономических условиях // Проблемы прогнозирования. 2017. 3. 3–18.
- Acemoglu Daron, Carvalho Vasco M, Ozdaglar Asuman, Tahbaz-Salehi Alireza.* The network origins of aggregate fluctuations // *Econometrica*. 2012. 80, 5. 1977–2016.
- Angelini Elena, Banbura Marta, Rünstler Gerhard.* Estimating and forecasting the euro area monthly national accounts from a dynamic factor model // *ECB Working Paper*. 2008.
- Baffigi Alberto, Golinelli Roberto, Parigi Giuseppe.* Bridge models to forecast the euro area GDP // *International Journal of forecasting*. 2004. 20, 3. 447–460.
- Bañbura Marta, Giannone Domenico, Modugno Michele, Reichlin Lucrezia.* Now-casting and the real-time data flow // *Handbook of economic forecasting*. 2. 2013. 195–237.
- Bañbura Marta, Giannone Domenico, Reichlin Lucrezia.* Large Bayesian vector auto regressions // *Journal of Applied Econometrics*. 2010. 25, 1. 71–92.
- Barhoumi Karim, Darné Olivier, Ferrara Laurent, Pluyaud Bertrand.* Monthly GDP forecasting using bridge models: Application for the French economy // *Bulletin of Economic Research*. 2012. 64. s53–s70.
- Bäurle Gregor, Steiner Elizabeth, Züllig Gabriel.* Forecasting the production side of GDP // *Journal of Forecasting*. 2021. 40, 3. 458–480.

## Список литературы III

- Bok Brandyn, Caratelli Daniele, Giannone Domenico, Sbordone Argia M, Tambalotti Andrea.* Macroeconomic nowcasting and forecasting with big data // Annual Review of Economics. 2018. 10. 615–643.
- Buono Dario, Mazzi Gian Luigi, Kapetanios George, Marcellino Massimiliano, Papailias Fotis.* Big data types for macroeconomic nowcasting // Eurostat Review on National Accounts and Macroeconomic Indicators. 2017. 1, 2017. 93–145.
- Burns Arthur F, Mitchell Wesley C.* Measuring business cycles. 1946.
- Chang Yongsung, Hwang Sunoong.* Asymmetric phase shifts in US industrial production cycles // Review of Economics and Statistics. 2015. 97, 1. 116–133.
- Cimadomo Jacopo, Giannone Domenico, Lenza Michele, Monti Francesca, Sokol Andrej.* Nowcasting with large Bayesian vector autoregressions // Journal of Econometrics. 2022. 231, 2. 500–519.
- Clements Michael P, Galvão Ana Beatriz.* Forecasting US output growth using leading indicators: An appraisal using MIDAS models // Journal of Applied Econometrics. 2009. 24, 7. 1187–1206.
- Dauphin Mr Jean-Francois, Dybczak Mr Kamil, Maneely Morgan, Sanjani Marzie Taheri, Suphaphiphat Mrs Nujin, Wang Yifei, Zhang Hanqi.* Nowcasting GDP - a scalable approach using dfm, machine learning and novel data, applied to european economies // International Monetary Fund. 2022.
- Diebold Francis X, Mariano Robert S.* Comparing predictive accuracy // Journal of Business & economic statistics. 2002. 20, 1. 134–144.

## Список литературы IV

- Doan Thomas, Litterman Robert, Sims Christopher.* Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions // *Econometric reviews.* 1984. 3, 1. 1–100.
- Drechsel Katja, Scheufele Rolf.* Bottom-up or direct? Forecasting German GDP in a data-rich environment. 2013.
- Dynan Karen, Sheiner Louise.* GDP as a measure of economic well-being. 2018.
- Ganley Joe, Salmon Chris.* The industrial impact of monetary policy shocks: some stylised facts // Bank of England working paper. 1997.
- Ghysels Eric, Sinko Arthur, Valkanov Rossen.* MIDAS regressions: Further results and new directions // *Econometric reviews.* 2007. 26, 1. 53–90.
- Giannone Domenico, Reichlin Lucrezia, Small David.* Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data // *Journal of monetary economics.* 2008. 55, 4. 665–676.
- Giannone Domenico, Reichlin Lucrezia, Small David H.* Nowcasting GDP and inflation: the real-time informational content of macroeconomic data releases // ECB working paper. 2006.
- Hahn Elke, Skudelny Frauke.* Early estimates of euro area real GDP growth: A bottom up approach from the production side // ECB Working Paper. 2008.
- Henkel Lukas.* Sectoral output effects of monetary policy: Do sticky prices matter? // ECB Working Paper. 2020.
- Herrendorf Berthold, Rogerson Richard, Valentinyi Akos.* Growth and structural transformation // *Handbook of economic growth.* 2014. 2. 855–941.

## Список литературы V

- Hopp Daniel*. Economic nowcasting with long short-term memory artificial neural networks (LSTM) // Journal of Official Statistics. 2022. 38, 3. 847–873.
- Hopp Daniel*. Benchmarking econometric and machine learning methodologies in nowcasting GDP // Empirical Economics. 2023. 1–57.
- Ibrahim Mansor H*. Sectoral effects of monetary policy: evidence from Malaysia // Asian Economic Journal. 2005. 19, 1. 83–102.
- Ingenito Robert, Trehan Bharat, others*. Using monthly data to predict quarterly output // Economic Review-Federal Reserve Bank of San Francisco. 1996. 3–11.
- Isard Walter*. Interregional and regional input-output analysis: a model of a space-economy // The review of Economics and Statistics. 1951. 318–328.
- Kitchen John, Monaco Ralph*. Real-time forecasting in practice: The US Treasury staff's real-time GDP forecast system // U.S. Department of the Treasury. 2003.
- Kuzin Vladimir, Marcellino Massimiliano, Schumacher Christian*. MIDAS vs. mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the euro area // International Journal of Forecasting. 2011. 27, 2. 529–542.
- Kuznets Simon*. National Income, 1929-1932 // National Income, 1929-1932. 1934. 1–12.
- Nowcasting US GDP with artificial neural networks. // . 2019.

# Список литературы VI

- Marcellino Massimiliano, Schumacher Christian.* Factor MIDAS for nowcasting and forecasting with ragged-edge data: A model comparison for German GDP // Oxford Bulletin of Economics and Statistics. 2010. 72, 4. 518–550.
- McCracken Michael W, Owyang Michael, Sekhposyan Tatevik.* Real-time forecasting and scenario analysis using a large mixed-frequency Bayesian VAR // FRB St. Louis Working Paper. 2015. 2015-30.
- Mikosch Heiner, Solanko Laura.* Forecasting quarterly Russian GDP growth with mixed-frequency data // Russian Journal of Money and Finance. 2019. 78, 1. 19–35.
- Modugno Michele.* Now-casting inflation using high frequency data // International Journal of Forecasting. 2013. 29, 4. 664–675.
- Ngai L Rachel, Pissarides Christopher A.* Structural change in a multisector model of growth // American economic review. 2007. 97, 1. 429–443.
- Porshakov Alexey, Ponomarenko Alexey, Sinyakov Andrey, others .* Nowcasting and short-term forecasting of Russian GDP with a dynamic factor model // Journal of the New Economic Association. 2016. 30, 2. 60–76.
- Quesnay François.* Tableau oeconomique. 1894.
- Richardson Adam, Florenstein Mulder Thomas van, Vehbi Tuğrul.* Nowcasting GDP using machine-learning algorithms: A real-time assessment // International Journal of Forecasting. 2021. 37, 2. 941–948.
- Rünstler Gerhard, Sédillot Franck.* Short-term estimates of euro area real GDP by means of monthly data. 2003.

- Russkova EG, Mitrofanova IV, Vatyukova O Yu, Ivanov NP, Batmanova VV.* Structural Changes in the GDP of Russia in 1995-2015: Sectoral approach // *Regional and Sectoral Economic Studies.* 2017. 17, 1. 39–54.
- Soybilgen Barış, Yazgan Ege.* Evaluating nowcasts of bridge equations with advanced combination schemes for the Turkish unemployment rate // *Economic Modelling.* 2018. 72. 99–108.
- Stock James H, Watson Mark W.* Vector autoregressions // *Journal of Economic perspectives.* 2001. 15, 4. 101–115.
- Taylor John B.* Comments on "The temporal and sectoral aggregation of seasonally adjusted time series" // *Seasonal analysis of economic time series.* 1978. 431–432.
- Zhemkov Michael.* Nowcasting Russian GDP using forecast combination approach // *International Economics.* 2021. 168. 10–24.
- Zou Hui, Hastie Trevor.* Regularization and variable selection via the elastic net // *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology.* 2005. 67, 2. 301–320.

- 1 Введение
- 2 Методы оперативного прогнозирования ВВП
- 3 Описание данных
- 4 Стратегия прогнозирования
- 5 Оценка качества моделей
- 6 Проверка статистической значимости результатов
- 7 Результаты и выводы
- 8 Список литературы
- 9 Приложение**

- Обработка данных разной частотности (например, месячной и квартальной).
- Асинхронность обновления данных по различным показателям (значения одного показателя за определённый месяц уже были опубликованы, в то время как значения других показателей ещё не доступны).
- Проблема «проклятия размерности» (при ограниченном количестве наблюдений обилие объясняющих переменных может приводить к росту ошибок при оценке коэффициентов).

- Более высокочастотные показатели (например, месячные) агрегируются по времени для соответствия низкочастотным (например, квартальным) (Ingenito et al., 1996).

$$y_t = \alpha + \sum_{k=1}^n \beta_k x_t^{(k)} + \varepsilon_t$$

$$x_t^{(i)} = \gamma_1 x_{1t}^{(i)} + \gamma_2 x_{2t}^{(i)} + \gamma_3 x_{3t}^{(i)}$$

- В более продвинутых модификациях ещё не опубликованные значения месячных значений предсказываются с помощью ARIMA, и затем используются при прогнозе зависимых переменных (Rünstler, Sédillot, 2003), (Baffigi et al., 2004).
- С начала 1990-х и до середины 2000-х широко использовались при наукастинге, однако в настоящее время подход является скорее базовым и иллюстративным.

- Как и бридж-модели, позволяют использовать данные разной частотности, однако более высокочастотные данные используются напрямую, без агрегирования по времени, с помощью функции распределённых лагов (Ghysels et al., 2007):

$$y_t = \alpha + \sum_{p=1}^m \eta_p y_{t-p} + \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^{m_k} \beta_j^{(k)} x_{t(m_k-j)}^{(k)} + \varepsilon_t$$

- Для борьбы с чрезмерной параметризацией могут вводиться различные предположения о распределении значений коэффициентов модели  $\beta_j^{(k)} = g^{(k)}(j, \lambda)$ , среди наиболее распространённых видов функций ограничений выделяют экспоненциальные многочлены Алмона, нормализованные экспоненциальные многочлены Алмона и многочлены на основе распределения Гомперца (Станкевич, 2020).
- MIDAS-модели широко применяются для наукастинга в связи с возможностью использовать данные разной частотности.

- Векторные авторегрессии – один из наиболее распространённых макроэконометрических методов прогнозирования и структурного анализа (Stock, Watson, 2001).
- В базовой постановке система из  $n$  линейных уравнений описывает совместную динамику  $n$  переменных:

$$y^{(i)} = \alpha_0^{(i)} + \sum_{k=1}^n \alpha_{1k}^{(i)} y_{t-1}^{(k)} + \sum_{k=1}^n \alpha_{2k}^{(i)} y_{t-2}^{(k)} + \dots + \sum_{k=1}^n \alpha_{pk}^{(i)} y_{t-p}^{(k)} + \varepsilon_t^{(i)}$$

$$y_t = A_0 + A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

- Для борьбы с чрезмерной параметризацией используют байесовский подход, в рамках которого коэффициенты в модели задаются как случайные величины вместе с предположением об их априорном распределении (BVAR-модели).
- При решении задачи наукастинга используются MF-BVAR-модели (модифицированные для работы с данными смешанной частоты) (McCracken et al., 2015).

- DFM основываются на идее о том, что большое количество различных экономических переменных характеризуются схожей динамикой в рамках делового цикла, что позволяет описать их изменение относительно малым количеством общих ненаблюдаемых факторов (Bok et al., 2018):

$$y_t^{(i)} = \mu_i + \lambda_1^{(i)} f_t^{(1)} + \dots + \lambda_r^{(i)} f_t^{(r)} + e_t^{(i)}$$

$$f_t^{(j)} = \alpha_j f_{t-1}^{(j)} + u_t^{(j)}, \quad j = 1, \dots, r$$

$$e_t^{(i)} = \rho_i e_{t-1}^{(i)} + \varepsilon_t^{(i)}, \quad i = 1, \dots, n$$

- DFM широко используются для получения оперативных оценок и краткосрочных прогнозов ВВП, поскольку позволяют использовать большое количество объясняющих переменных и данных разной частотности (Bańbura et al., 2013).

- К методам регуляризации относятся 3 модификации МНК, позволяющие бороться с проблемой мультиколлинеарности объясняющих переменных: LASSO-регрессия, Ridge (гребневая регрессия) и метод эластичной сети (Elastic Net).
- Эластичная сеть, являющаяся обобщением LASSO и Ridge, для оценки коэффициентов решает следующую задачу минимизации (Zou, Hastie, 2005):

$$\sum_{t=1}^N (y_t - \sum_{k=0}^n x_t^{(k)} \beta_k)^2 + \lambda \left( (1 - \alpha) \|\tilde{\beta}\|_2^2 + \alpha \|\tilde{\beta}\|_1 \right) \rightarrow \min_{\beta}$$

- Способность методов регуляризации бороться с мультиколлинеарностью, возникающей при использовании большого количества объясняющих переменных, является крайне полезной для оперативного прогнозирования, поскольку позволяет уменьшить волатильность прогнозов, полученных с помощью обычного МНК. В связи с этим Ridge, LASSO и Elastic Net в последнее время часто применяются в работах, посвящённых наукастингу (Richardson et al., 2021), (Гареев, Полбин, 2022).

## Приложение: Градиентный бустинг

- Ансамблевые методы в машинном обучении подразумевают обучения нескольких слабых моделей для получения качественной итоговой модели. Среди активно используемых ансамблей можно выделить бэггинг, случайный лес и градиентный бустинг.
- Градиентный бустинг предполагает последовательное улучшение базовой модели решающего дерева путём минимизации ошибок модели на прошлой итерации.
- На тренировочной выборке обучается базовая модель  $M_1$ , после чего рассчитываются ошибки предсказания этой модели и на их основе строится вспомогательная модель  $m_2$ , предсказывающая отклонения прогнозов первой модели  $\hat{y}_t$  от фактических значений  $y_t$ .
- На следующем шаге оценивается обновлённая базовая модель  $M_2 = M_1 + \eta m_2$ , после чего процедура повторяется итеративно до достижения заданного количество итераций  $N$ .
- Градиентный бустинг может давать не самые точные прогнозы в кризисные периоды (Норр, 2023), при этом даёт сравнительно точные прогнозы в условиях ограниченной информации (Гареев, Полбин, 2022).

- Нейронные сети применяются для решения самых разных задач прогнозирования благодаря своей способности улавливать сложные нелинейные связи между большим числом объясняющих параметров и зависимой переменной (Loermann, Maas, 2019), (Richardson et al., 2021), (Hopp, 2022).
- LSTM представляет собой рекуррентную нейронную сеть, при прогнозировании текущего состояния учитывающую как новые значения, так и некоторую долю прошлой информации.
- В ряде работ, посвящённых наукастингу, было показано, что LSTM может превосходить DFM в точности прогнозов (Hopp, 2022), (Hopp, 2023).
- Среди слабых сторон LSTM выделяют их стохастическую природу, связанную со случайным характером назначения начальных весов, вследствие чего для получения устойчивых результатов необходимо обучать несколько моделей и усреднять полученные прогнозы.

- Модель случайного блуждания также называют моделью «наивного прогноза», поскольку она основывает свой прогноз исключительно на предыдущем значении показателя:

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$$

- Прогноз RW-модели представляет собой последнее доступное значение – в случае наукастинга это может быть и значение двухквартальной давности, если значение за прошлый квартал ещё не было опубликовано.
- Когда экономика характеризуется отсутствием значительных колебаний, модель случайного блуждания позволяет давать достаточно точные прогнозы (Porshakov et al., 2016), однако инерционность модели делает её плохо применимой в кризисные периоды.

- Модель ARIMA строится на основе двух моделей: авторегрессии  $AR(p)$  и модели скользящего среднего  $MA(q)$ , а при работе с нестационарными рядами может понадобиться переход к разностям, в случае чего модель называют интегрированной.

$$y_t = \alpha + \sum_{k=1}^p \beta_k y_{t-k} + \varepsilon_t + \sum_{m=1}^q \theta_m \varepsilon_{t-m}$$

- ARIMA зависит только от прошлых значений объясняемой переменной, но при этом учитывает определённые особенности динамики этого показателя на исторических данных.
- ARIMA часто рассматривается в качестве эталонной модели в исследованиях, посвящённых наукастингу (Richardson et al., 2021), (Hopp, 2023).

Таблица 7: Описательные статистики динамики отраслей кв/кв, с сезонной коррекцией

	Среднее	Стандартное отклонение	Корреляция с ВВП	Автокорреляция
ВВП	0,38	1,82	1,00	-0,20
А	0,50	0,76	0,04	-0,52
В	0,24	2,29	0,66	-0,14
С	0,63	3,12	0,62	-0,18
DE	-0,01	1,21	0,21	0,35
F	0,39	4,00	0,43	-0,13
G	0,06	4,60	0,87	-0,05
H	0,21	3,00	0,78	-0,15
K	1,76	2,73	0,23	0,04
L	0,61	1,25	0,40	-0,15
Прочие	0,57	3,18	0,79	-0,49
Налоги	-0,06	2,68	0,71	-0,09

*Источник: составлено автором*

# Приложение: Мера межотраслевой дисперсии I

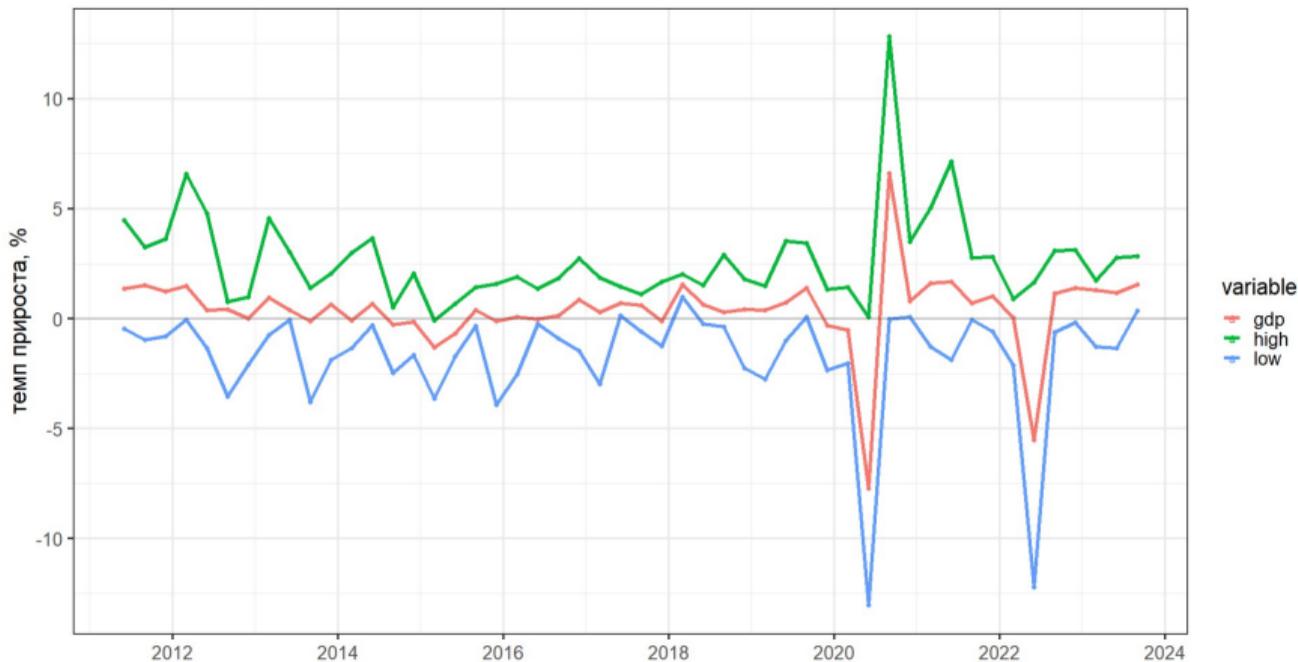


Рис. 4: Темпы прироста ВВП по сравнению с граничными темпами прироста ВДС отраслей

Источник: составлено автором

## Приложение: Мера межотраслевой дисперсии II

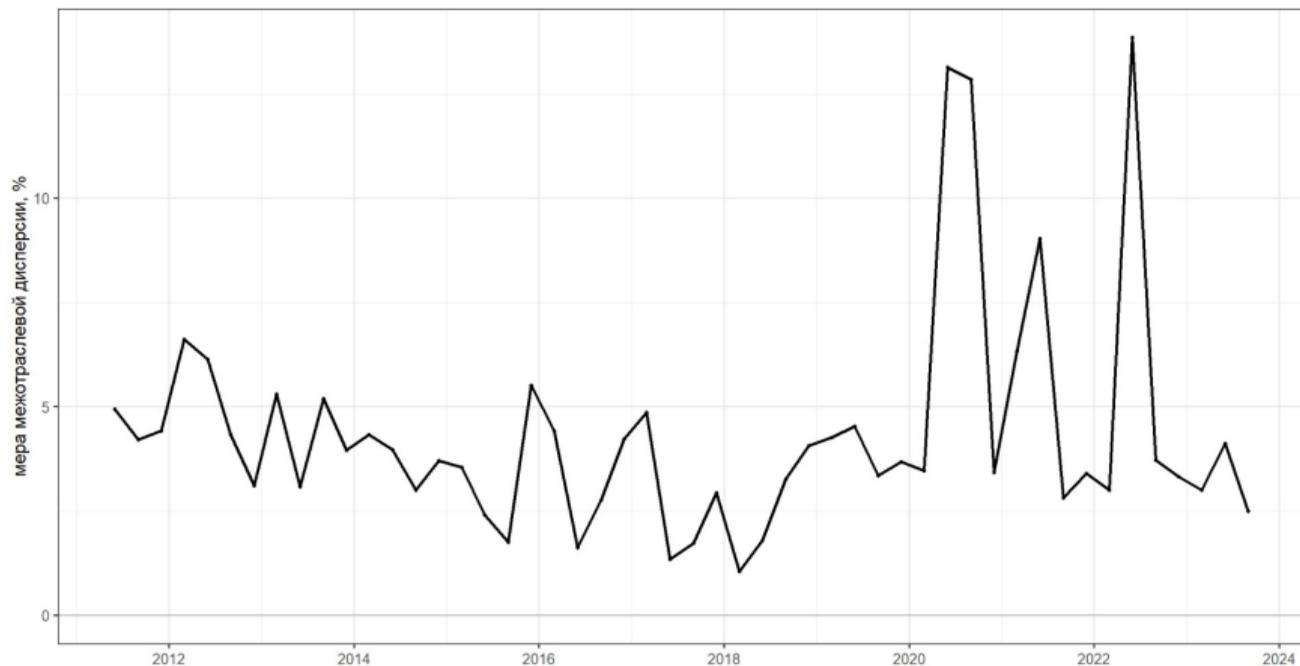


Рис. 5: Изменение межотраслевой дисперсии по годам

Источник: составлено автором

# Приложение: Мера эндогенности отраслей I

**Таблица 8:** Пример расчёта меры «эндогенности» на основе таблиц ресурсов и использования за 2020 год, значения потребления и выпуска приведены в триллионах рублей в основных ценах (ПП – промежуточное потребление; СПП – промежуточное потребление собственной продукции)

	A	B	C	DE	F	G	H	K	L	Прочие
ПП	3,9	5,2	36,8	7,3	7,3	10,0	8,1	2,0	3,3	16,7
СПП	1,4	1,2	17,7	3,7	0,3	0,7	2,5	1,0	1,0	6,6
ПП - СПП	2,5	4,0	19,1	3,5	7,0	9,3	5,6	0,9	2,2	10,1
ВДС	4,3	9,2	14,4	3,1	5,3	11,8	6,3	5,0	10,0	27,5
Выпуск отрасли	8,3	14,4	51,3	10,4	12,6	21,8	14,4	7,0	13,3	44,2
(ПП - СПП)/Выпуск	30,8	27,9	37,2	33,9	55,6	42,6	39,1	13,2	16,9	22,8

*Источник: составлено автором*

# Приложение: Мера эндогенности отраслей II

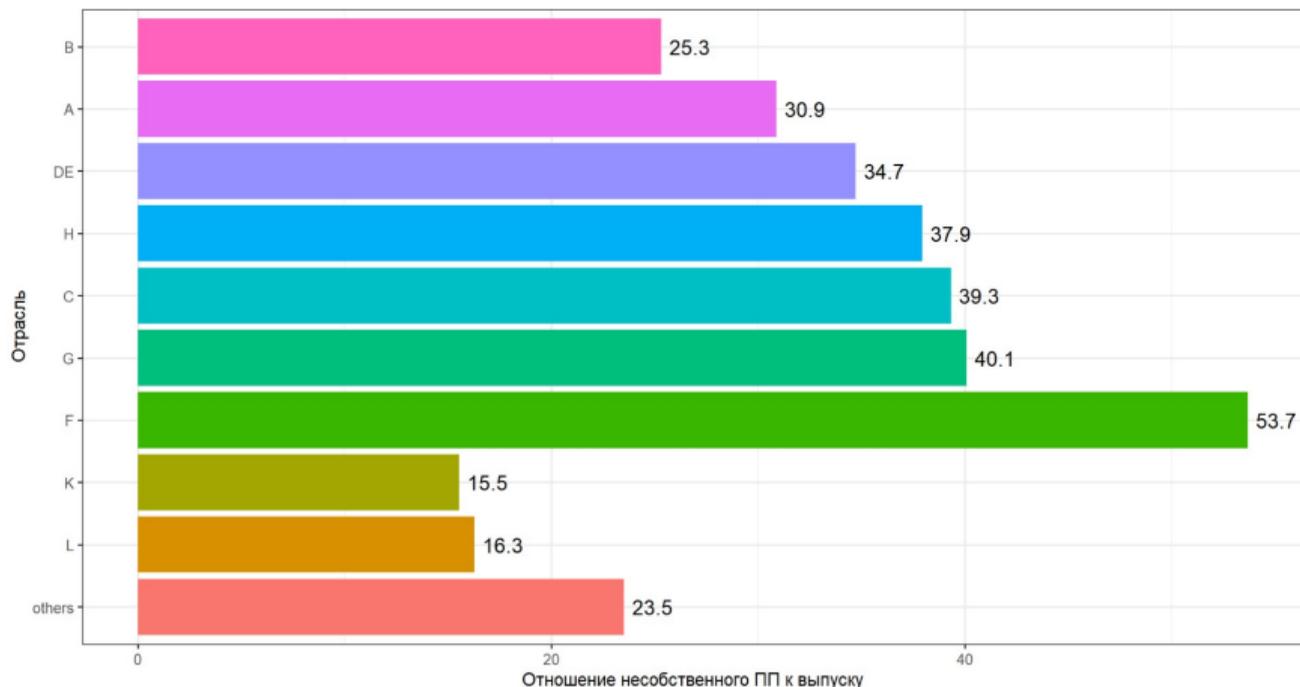


Рис. 6: Среднее значение меры эндогенности отраслей за 2016-2020 годы

Источник: составлено автором

# Приложение: Прогнозирование отраслевого выпуска в докризисный период

Таблица 9: Лучшая с точки зрения точности наукаста модель для каждой комбинации отрасли и псевдо-винтажа в период низкой синхронности отраслевой динамики

low	A	B	C	DE	F	G	H	K	L	others	taxes
MAE -2	LSTM	Ridge	Ridge	Ridge	Ridge	Ridge	Ridge	RW	XGBoost	Ridge	Ridge
MAE -1	LSTM	Ridge	Ridge	Ridge	Ridge	Ridge	Ridge	RW	DFM	Ridge	Ridge
MAE 0	LSTM	Ridge	LSTM	Ridge	Ridge	Ridge	Ridge	RW	XGBoost	Ridge	Ridge
MAE 1	LSTM	Ridge	XGBoost	Ridge	Ridge	Ridge	Ridge	EN	MIDAS	Ridge	LSTM
MAE 2	Ridge	Ridge	EN	Ridge	Ridge	DFM	Ridge	LSTM	MIDAS	Ridge	EN

*Источник: составлено автором*

# Приложение: Прогнозирование отраслевого выпуска в кризисный период

Таблица 10: Лучшая с точки зрения точности наукаста модель для каждой комбинации отрасли и псевдо-винтажа в период высокой синхронности отраслевой динамики

high	A	B	C	DE	F	G	H	K	L	others	taxes
MAE -2	DFM	Ridge	Ridge	MIDAS	Ridge	Ridge	Ridge	XGBoost	EN	Ridge	Ridge
MAE -1	DFM	Ridge	Ridge	LSTM	Ridge	Ridge	Ridge	XGBoost	EN	Ridge	Ridge
MAE 0	DFM	Ridge	Ridge	MIDAS	Ridge	Ridge	Ridge	XGBoost	EN	Ridge	Ridge
MAE 1	DFM	Ridge	Ridge	LSTM	Ridge	DFM	Ridge	XGBoost	EN	DFM	Ridge
MAE 2	Ridge	DFM	Ridge	LSTM	EN	DFM	Ridge	EN	EN	Ridge	Ridge

*Источник: составлено автором*

# Приложение: Прогнозирование ВВП по методологии bottom-up в докризисный период

Таблица 11: Сравнение точности наукаста ВВП методом агрегирования прогнозов в период низкой синхронности отраслевой динамики

gdp_bot_up_l	ARIMA	RW	EN	Ridge	XGBoost	LSTM	MIDAS	DFM
MAE -2	1,000	1,256	1,045	0,993	1,082	1,019	1,014	1,124
MAE -1	1,000	1,273	1,074	0,964	1,004	1,275	1,027	1,253
MAE 0	1,000	1,273	0,942	1,145	1,035	1,331	1,017	1,141
MAE 1	1,000	1,273	0,894	1,033	1,061	1,385	0,967	1,102
MAE 2	1,000	1,236	0,764	1,034	0,920	1,335	0,922	1,023

*Источник: составлено автором*

# Приложение: Прогнозирование ВВП по методологии bottom-up в кризисный период

Таблица 12: Сравнение точности наукаста ВВП методом агрегирования прогнозов в период высокой синхронности отраслевой динамики

gdp_bot_up_h	ARIMA	RW	EN	Ridge	XGBoost	LSTM	MIDAS	DFM
MAE -2	1,000	1,535	0,910	0,975	0,960	0,948	0,989	0,980
MAE -1	1,000	1,439	0,853	0,769	0,823	0,821	0,917	0,818
MAE 0	1,000	1,439	0,819	0,706	0,796	0,755	0,830	0,585
MAE 1	1,000	1,439	0,718	0,349	0,579	0,623	0,777	0,466
MAE 2	1,000	1,321	0,663	0,278	0,552	0,565	0,694	0,384

*Источник: составлено автором*

# Приложение: Прогнозирование ВВП напрямую и по методологии bottom-up в докризисный период

Таблица 13: Сравнение точности прямого наукаста ВВП и наукаста методом агрегирования прогнозов в период низкой синхронности отраслевой динамики

low	ARIMA	RW	EN	Ridge	XGBoost	LSTM	MIDAS	DFM
MAE -2	0,988	1,267	1,034	0,983	1,074	0,987	1,016	0,987
MAE -1	0,921	1,267	0,999	0,893	0,984	1,218	1,013	1,068
MAE 0	0,921	1,267	0,890	1,083	0,985	1,284	1,015	0,983
MAE 1	0,921	1,267	0,792	0,921	1,009	1,316	0,962	0,940
MAE 2	0,993	1,267	0,765	1,036	0,916	1,325	0,888	0,920

*Источник: составлено автором*

# Приложение: Прогнозирование ВВП напрямую и по методологии bottom-up в кризисный период

Таблица 14: Сравнение точности прямого наукаста ВВП и наукаста методом агрегирования прогнозов в период высокой синхронности отраслевой динамики

high	ARIMA	RW	EN	Ridge	XGBoost	LSTM	MIDAS	DFM
MAE -2	0,926	1,026	0,912	0,973	0,990	0,952	0,964	0,994
MAE -1	0,914	1,026	1,002	0,892	0,939	0,879	0,954	1,151
MAE 0	0,914	1,026	0,956	0,834	1,052	1,062	1,085	1,284
MAE 1	0,914	1,026	1,266	0,642	0,841	0,916	1,235	1,343
MAE 2	0,959	1,026	1,397	0,632	0,918	0,928	1,172	1,961

*Источник: составлено автором*

# Приложение: Тест Диболда-Мариано, ВВП, винтаж t-2

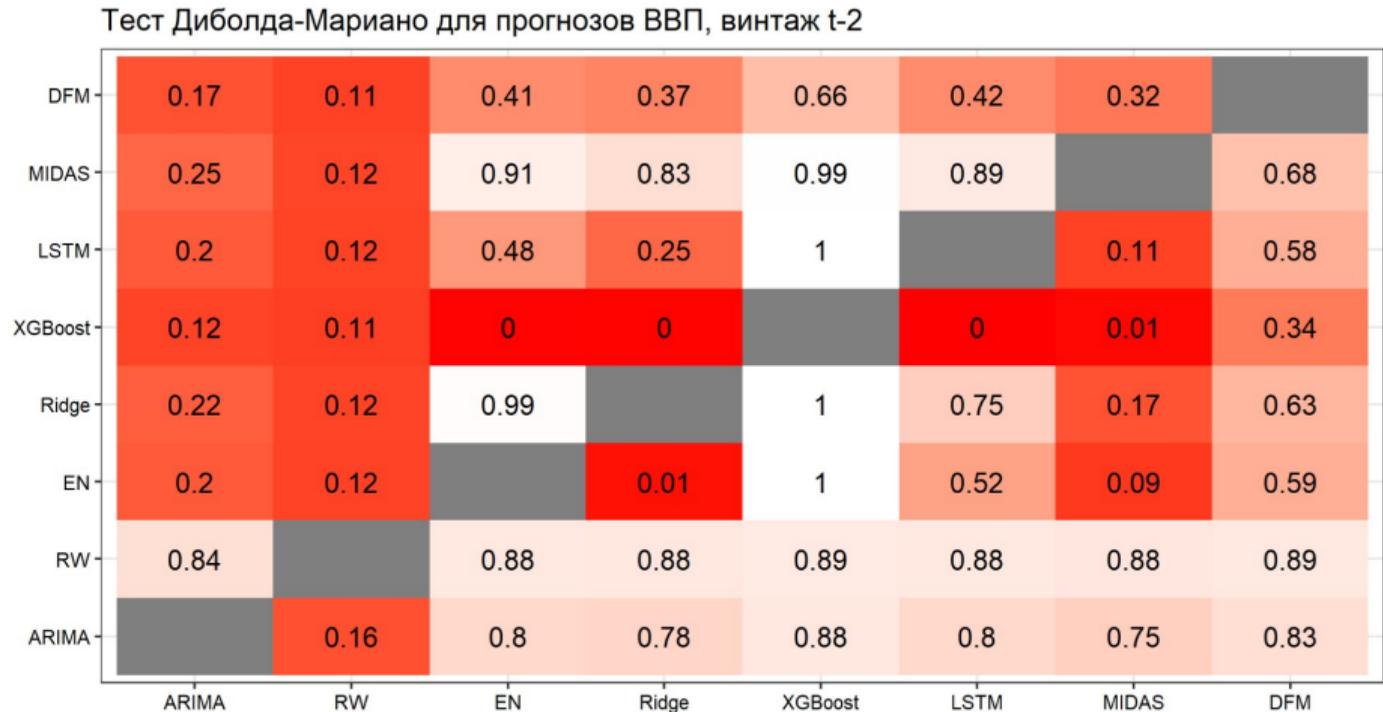


Рис. 7: Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП за 2 месяца до конца квартала

Источник: составлено автором

# Приложение: Тест Диболда-Мариано, ВВП, винтаж t-1

Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП, винтаж t-1

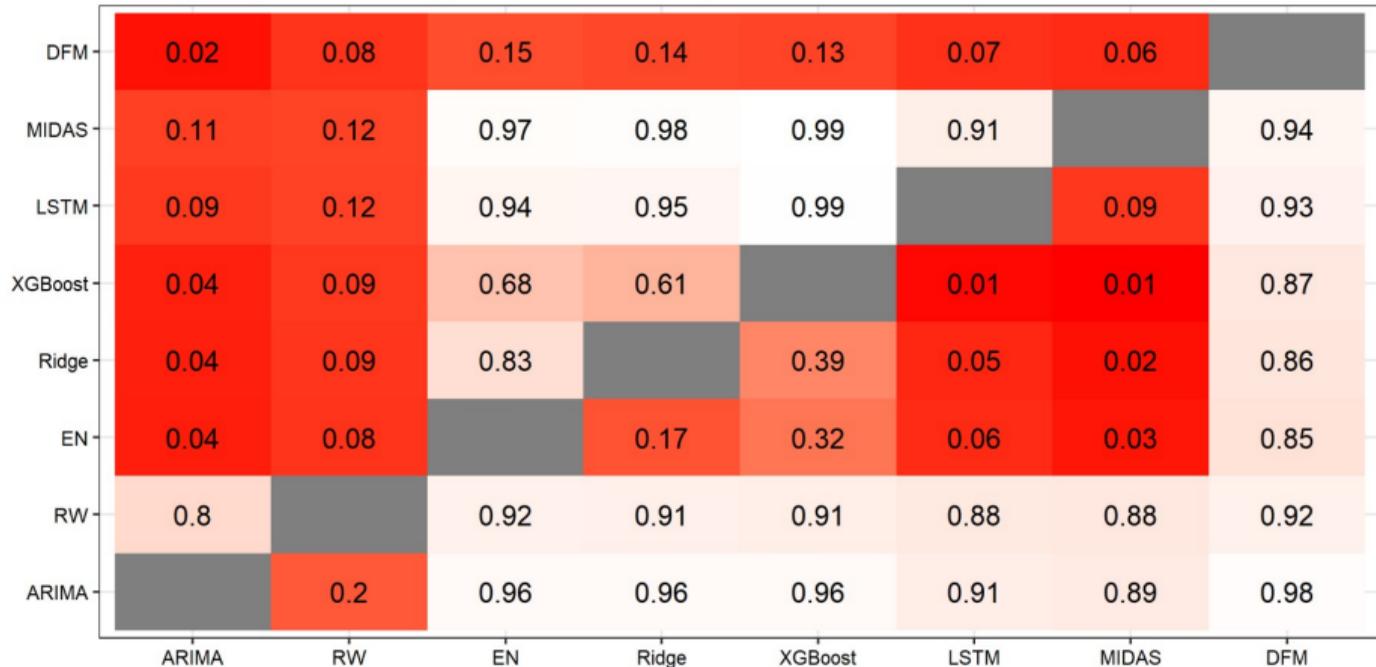


Рис. 8: Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП за 1 месяц до конца квартала

Источник: составлено автором

# Приложение: Тест Диболда-Мариано, ВВП, винтаж t-0

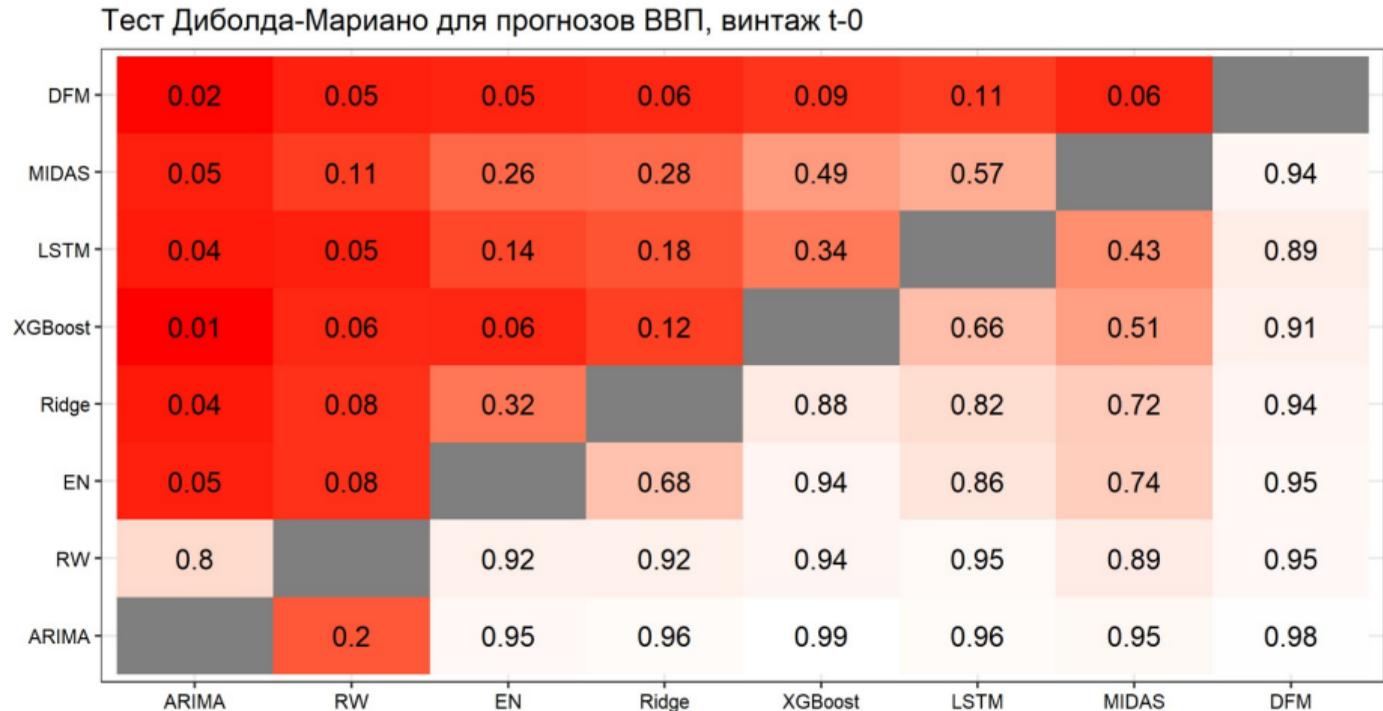


Рис. 9: Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП на конец квартала

Источник: составлено автором

# Приложение: Тест Диболда-Мариано, ВВП, винтаж t+1

Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП, винтаж t+1

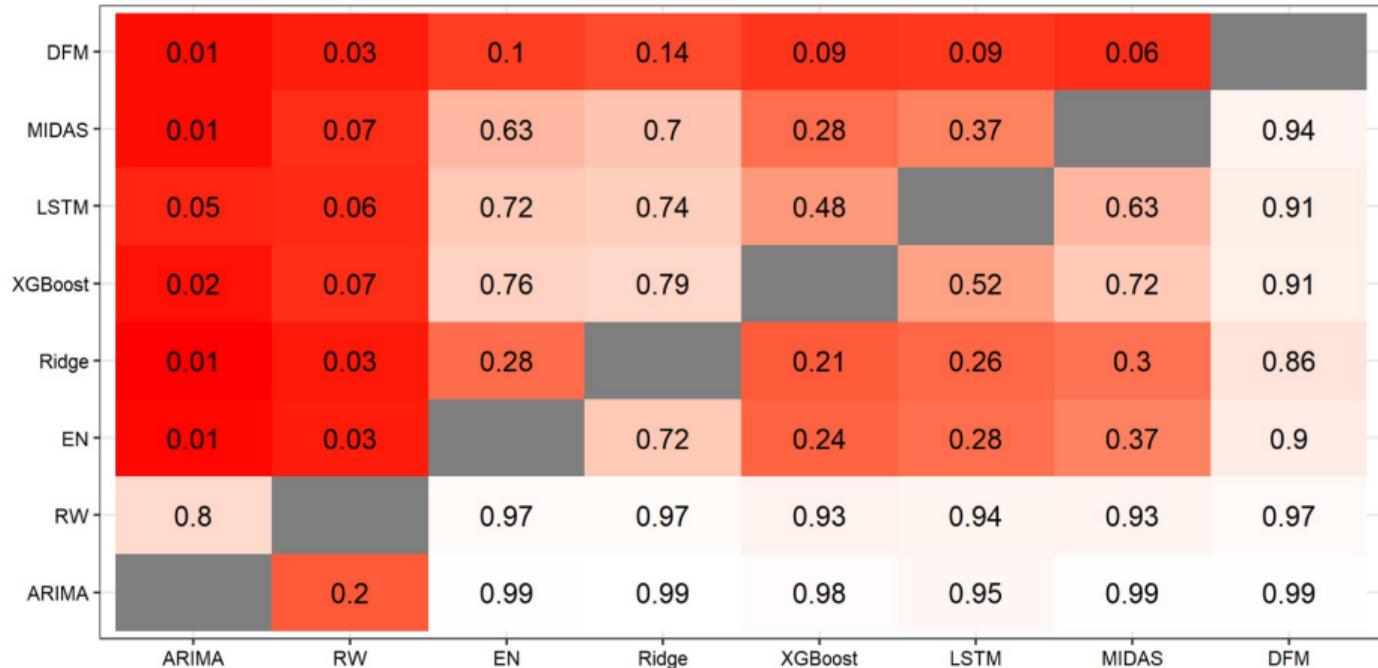


Рис. 10: Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП через 1 месяц после конца квартала

Источник: составлено автором

# Приложение: Тест Диболда-Мариано, ВВП, винтаж t+2

Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП, винтаж t+2

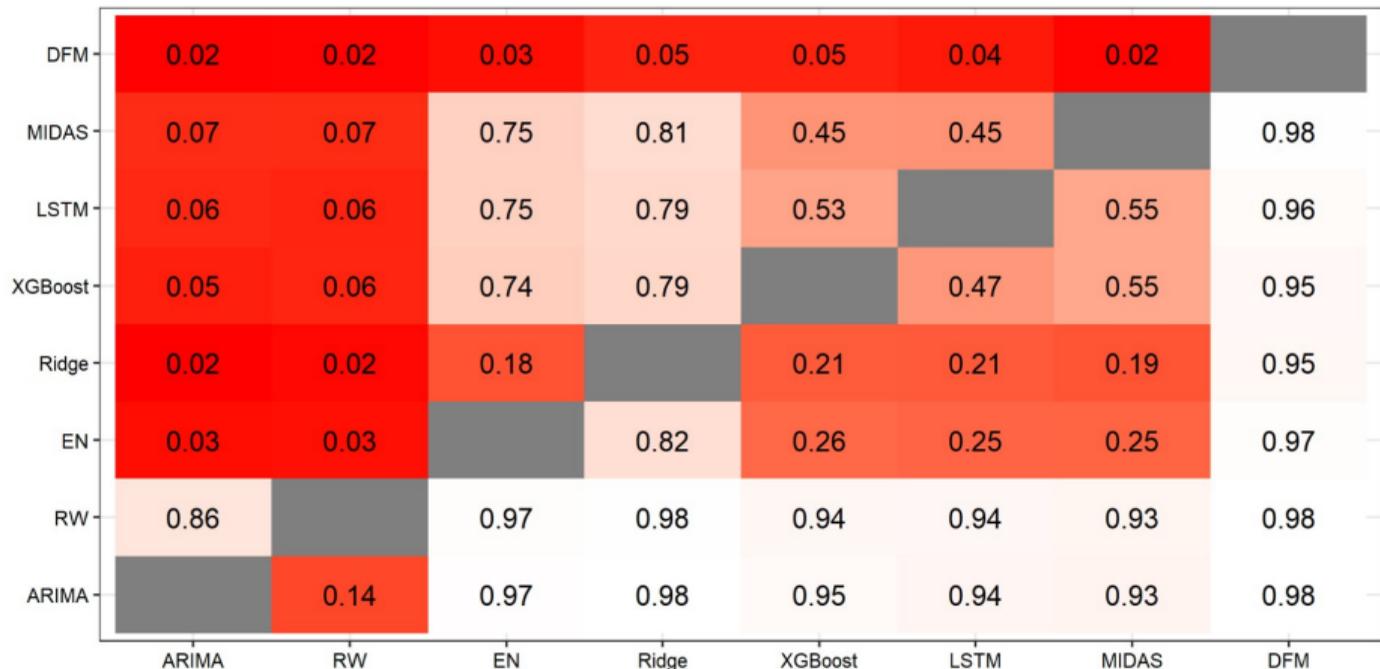


Рис. 11: Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП через 2 месяца после конца квартала

Источник: составлено автором

# Приложение: Тест Диболда-Мариано, ВВП bottom-up, винтаж t-2

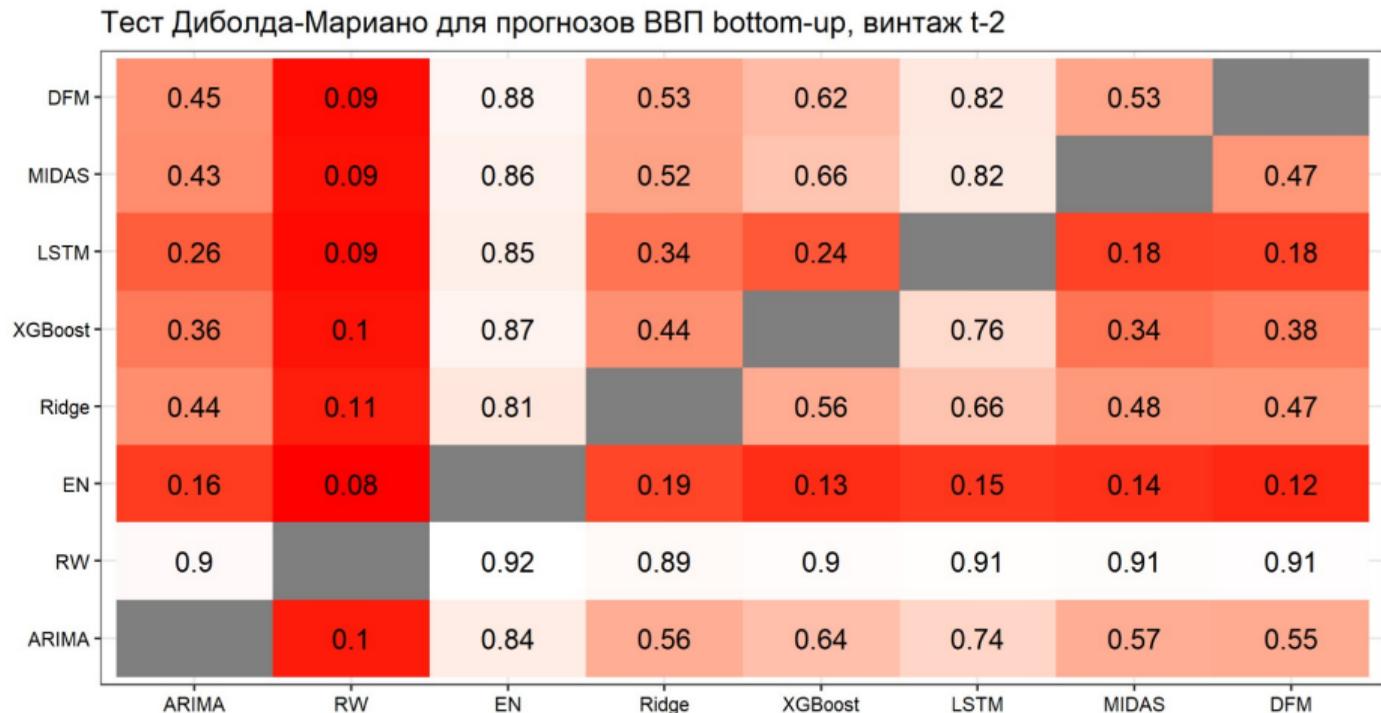


Рис. 12: Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП bottom-up за 2 месяца до конца квартала

Источник: составлено автором

# Приложение: Тест Диболда-Мариано, ВВП bottom-up, винтаж t-1

Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП bottom-up, винтаж t-1

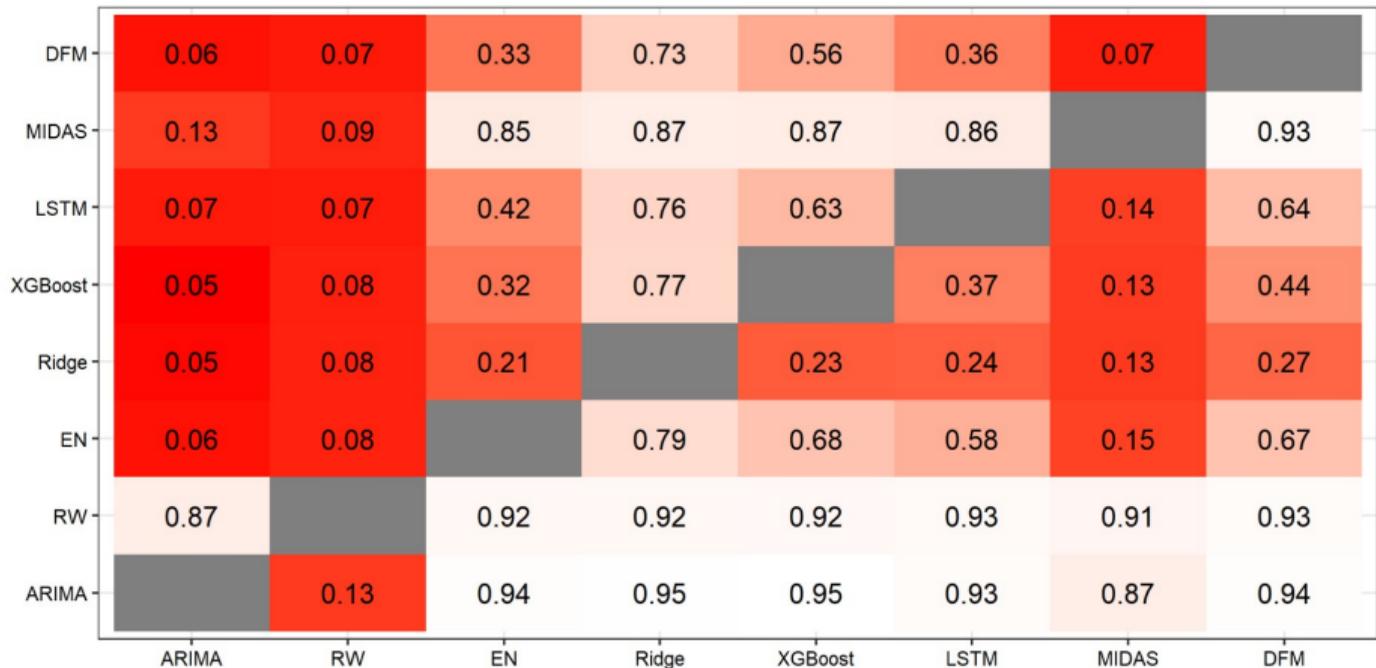


Рис. 13: Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП bottom-up за 1 месяц до конца квартала

Источник: составлено автором

# Приложение: Тест Диболда-Мариано, ВВП bottom-up, винтаж t-0

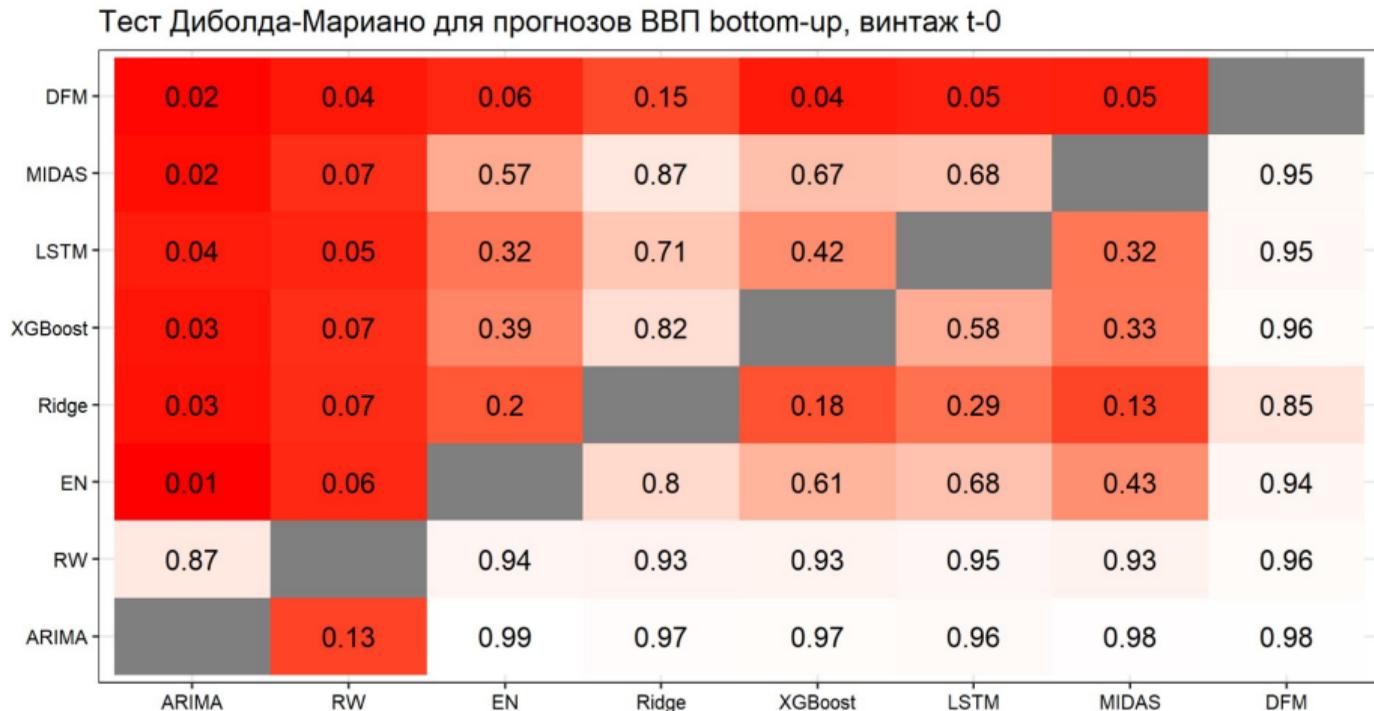


Рис. 14: Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП bottom-up на конец квартала

Источник: составлено автором

# Приложение: Тест Диболда-Мариано, ВВП bottom-up, винтаж t+1

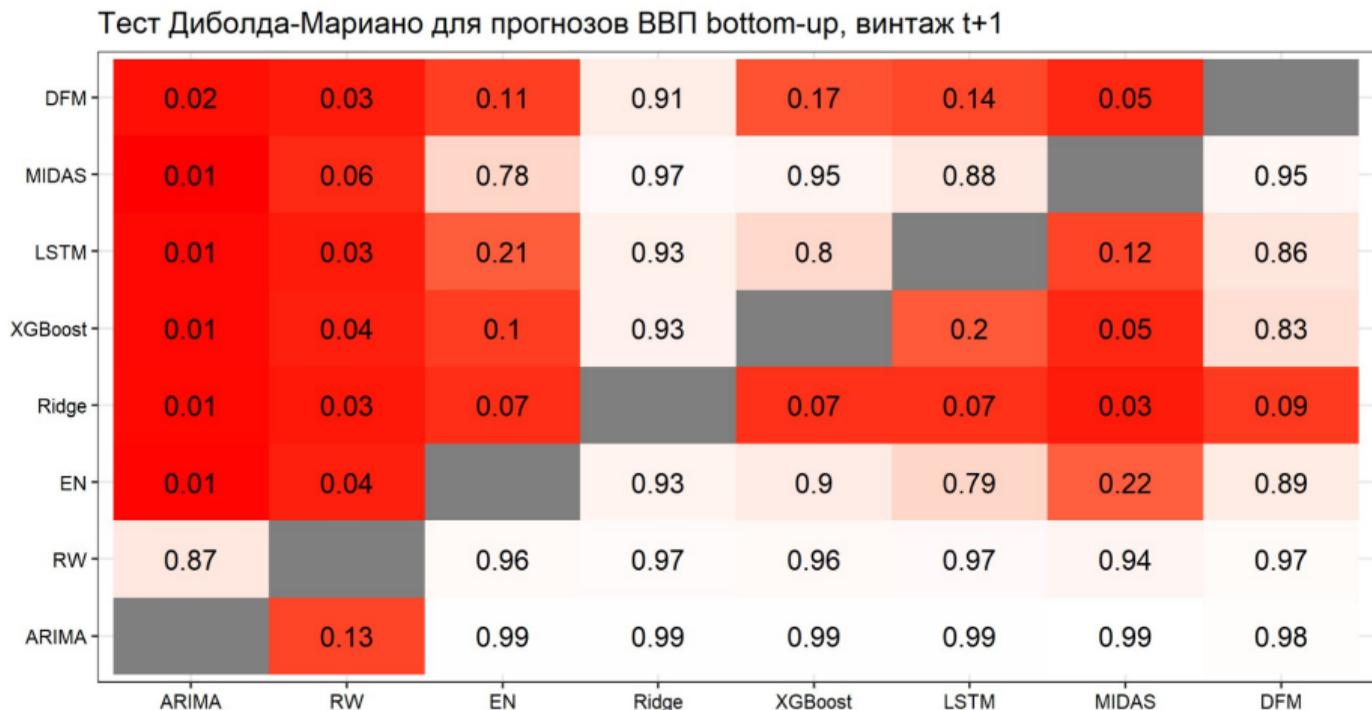


Рис. 15: Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП bottom-up через 1 месяц после конца квартала

# Приложение: Тест Диболда-Мариано, ВВП bottom-up, винтаж t+2

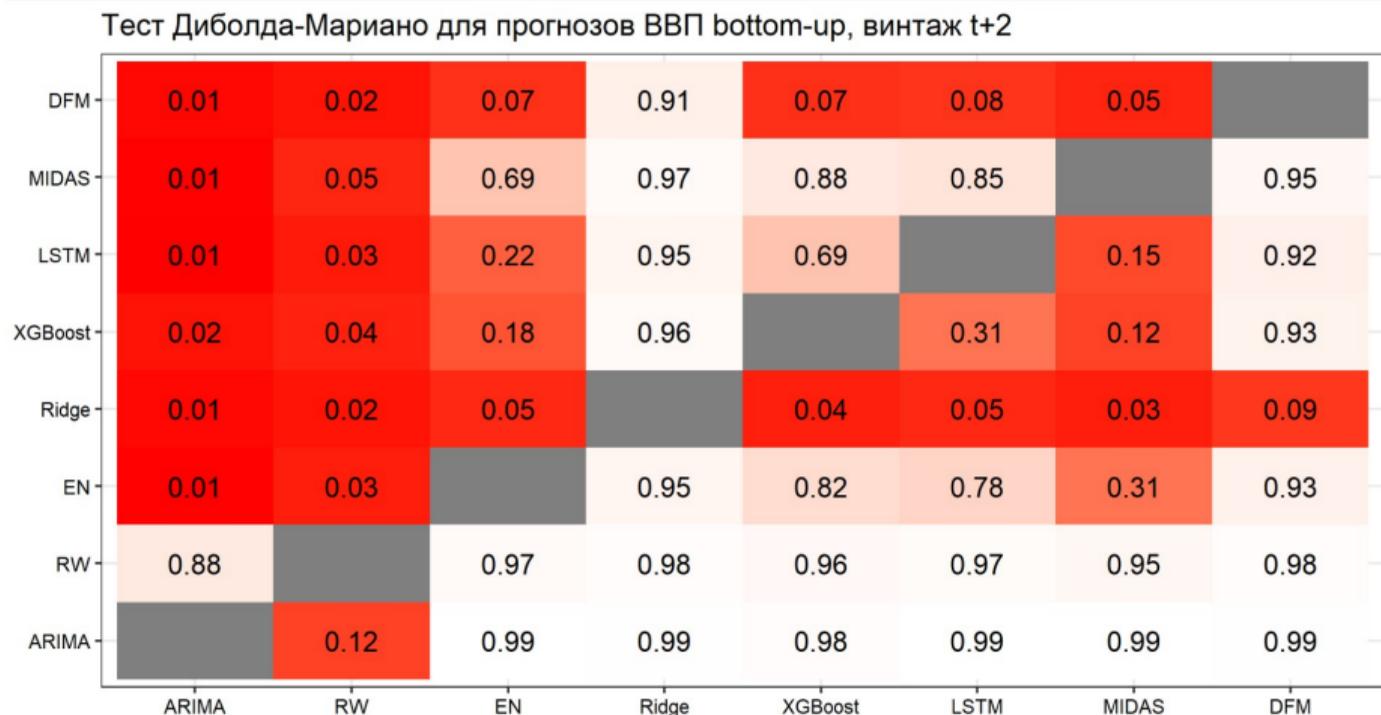


Рис. 16: Тест Диболда-Мариано для прогнозов ВВП bottom-up через 2 месяца после конца квартала

# Приложение: Полный список рассмотренных переменных I

Таблица 15: Полный список используемых показателей

	Показатель	Переменная	Блок
1	ВВП в ценах 2021 года	GDP	gdp
2	ВДС: Сельское хозяйство в ценах 2021 года	GVA_A	gdp
3	ВДС: Добыча в ценах 2021 года	GVA_B	gdp
4	ВДС: Обработка в ценах 2021 года	GVA_C	gdp
5	ВДС: ЭГиВ в ценах 2021 года	GVA_DE	gdp
6	ВДС: Строительство в ценах 2021 года	GVA_F	gdp
7	ВДС: Торговля в ценах 2021 года	GVA_G	gdp
8	ВДС: Транспортировка в ценах 2021 года	GVA_H	gdp
9	ВДС: Финансы в ценах 2021 года	GVA_K	gdp
10	ВДС: Недвижимость в ценах 2021 года	GVA_L	gdp
11	ВДС: Прочие в ценах 2021 года	GVA_OTHER	gdp
12	Чистые налоги в ценах 2021 года	GVA_tax	gdp
13	Сезонно-сглаженный ВВП в ценах 2021 года	gdp	gdp
14	Сезонно-сглаженный ВДС: Сельское хозяйство в ценах 2021 года	agri	gdp
15	Сезонно-сглаженный ВДС: Добыча в ценах 2021 года	mining	gdp

# Приложение: Полный список рассмотренных переменных II

16	Сезонно-сглаженный ВДС: Обработка в ценах 2021 года	manufacturing	gdp
17	Сезонно-сглаженный ВДС: ЭГив в ценах 2021 года	egpiv	gdp
18	Сезонно-сглаженный ВДС: Строительство в ценах 2021 года	construction	gdp
19	Сезонно-сглаженный ВДС: Торговля в ценах 2021 года	trade	gdp
20	Сезонно-сглаженный ВДС: Транспортировка в ценах 2021 года	transport	gdp
21	Сезонно-сглаженный ВДС: Финансы в ценах 2021 года	finance	gdp
22	Сезонно-сглаженный ВДС: Недвижимость в ценах 2021 года	real_estate	gdp
23	Сезонно-сглаженный ВДС: Прочие в ценах 2021 года	others	gdp
24	Сезонно-сглаженный Чистые налоги в ценах 2021 года	taxes	gdp
25	Manufacturing PMI	PMI Mnf	survey
26	Services PMI	PMI Serv	survey
27	Composite PMI	PMI Comp	survey
28	Экономика всего: ИБК	IBC total	survey
29	Экономика всего: ИБК (факт)	IBC total fact	survey
30	Экономика всего: ИБК (ожд)	IBC total 3m	survey
31	Экономика всего: объём работ	IBC total output	survey
32	Экономика всего: объём работ 3 месяца	IBC total output 3m	survey
33	Экономика всего: спрос	IBC total demand	survey
34	Экономика всего: спрос 3 месяца	IBC total demand 3m	survey

# Приложение: Полный список рассмотренных переменных III

35	Экономика всего: цены	IBC total price	survey
36	Экономика всего: цены 3 месяца	IBC total price 3m	survey
37	Экономика всего: издержки	IBC total costs	survey
38	Экономика всего: условия кредитования	IBC total credit	survey
39	Промышленное производство: ИБК	IBC ip	survey
40	Промышленное производство: ИБК (факт)	IBC ip fact	survey
41	Промышленное производство: ИБК (ожд)	IBC ip 3m	survey
42	Промышленное производство: объём работ	IBC ip output	survey
43	Промышленное производство: объём работ 3 месяца	IBC ip output 3m	survey
44	Промышленное производство: спрос	IBC ip demand	survey
45	Промышленное производство: спрос 3 месяца	IBC ip demand 3m	survey
46	Промышленное производство: цены	IBC ip price	survey
47	Промышленное производство: цены 3 месяца	IBC ip price 3m	survey
48	Промышленное производство: издержки	IBC ip costs	survey
49	Промышленное производство: условия кредитования	IBC ip credit	survey
50	Добыча полезных ископаемых: ИБК	IBC mining	survey
51	Добыча полезных ископаемых: ИБК (факт)	IBC mining fact	survey
52	Добыча полезных ископаемых: ИБК (ожд)	IBC mining 3m	survey
53	Добыча полезных ископаемых: объём работ	IBC mining output	survey

# Приложение: Полный список рассмотренных переменных IV

54	Добыча полезных ископаемых: объём работ 3 месяца	IBC mining output 3m	survey
55	Добыча полезных ископаемых: спрос	IBC mining demand	survey
56	Добыча полезных ископаемых: спрос 3 месяца	IBC mining demand 3m	survey
57	Добыча полезных ископаемых: цены	IBC mining price	survey
58	Добыча полезных ископаемых: цены 3 месяца	IBC mining price 3m	survey
59	Добыча полезных ископаемых: издержки	IBC mining costs	survey
60	Добыча полезных ископаемых: условия кредитования	IBC mining credit	survey
61	Обрабатывающие производства: ИБК	IBC mnf	survey
62	Обрабатывающие производства: ИБК (факт)	IBC mnf fact	survey
63	Обрабатывающие производства: ИБК (ожд)	IBC mnf 3m	survey
64	Обрабатывающие производства: объём работ	IBC mnf output	survey
65	Обрабатывающие производства: объём работ 3 месяца	IBC mnf output 3m	survey
66	Обрабатывающие производства: спрос	IBC mnf demand	survey
67	Обрабатывающие производства: спрос 3 месяца	IBC mnf demand 3m	survey
68	Обрабатывающие производства: цены	IBC mnf price	survey
69	Обрабатывающие производства: цены 3 месяца	IBC mnf price 3m	survey
70	Обрабатывающие производства: издержки	IBC mnf costs	survey
71	Обрабатывающие производства: условия кредитования	IBC mnf credit	survey
72	Строительство: ИБК	IBC constr	survey

# Приложение: Полный список рассмотренных переменных V

73	Строительство: ИБК (факт)	IBC constr fact	survey
74	Строительство: ИБК (ожд)	IBC constr 3m	survey
75	Строительство: объём работ	IBC constr output	survey
76	Строительство: объём работ 3 месяца	IBC constr output 3m	survey
77	Строительство: спрос	IBC constr demand	survey
78	Строительство: спрос 3 месяца	IBC constr demand 3m	survey
79	Строительство: цены	IBC constr price	survey
80	Строительство: цены 3 месяца	IBC constr price 3m	survey
81	Строительство: издержки	IBC constr costs	survey
82	Строительство: условия кредитования	IBC constr credit	survey
83	Торговля: ИБК	IBC trade	survey
84	Торговля: ИБК (факт)	IBC trade fact	survey
85	Торговля: ИБК (ожд)	IBC trade 3m	survey
86	Торговля: объём работ	IBC trade output	survey
87	Торговля: объём работ 3 месяца	IBC trade output 3m	survey
88	Торговля: спрос	IBC trade demand	survey
89	Торговля: спрос 3 месяца	IBC trade demand 3m	survey
90	Торговля: цены	IBC trade price	survey
91	Торговля: цены 3 месяца	IBC trade price 3m	survey

# Приложение: Полный список рассмотренных переменных VI

92	Торговля: издержки	IBC trade costs	survey
93	Торговля: условия кредитования	IBC trade credit	survey
94	Транспортировка и хранение: ИБК	IBC transp	survey
95	Транспортировка и хранение: ИБК (факт)	IBC transp fact	survey
96	Транспортировка и хранение: ИБК (ожид)	IBC transp 3m	survey
97	Транспортировка и хранение: объём работ	IBC transp output	survey
98	Транспортировка и хранение: объём работ 3 месяца	IBC transp output 3m	survey
99	Транспортировка и хранение: спрос	IBC transp demand	survey
100	Транспортировка и хранение: спрос 3 месяца	IBC transp demand 3m	survey
101	Транспортировка и хранение: цены	IBC transp price	survey
102	Транспортировка и хранение: цены 3 месяца	IBC transp price 3m	survey
103	Транспортировка и хранение: издержки	IBC transp costs	survey
104	Транспортировка и хранение: условия кредитования	IBC transp credit	survey
105	Услуги: ИБК	IBC serv	survey
106	Услуги: ИБК (факт)	IBC serv fact	survey
107	Услуги: ИБК (ожид)	IBC serv 3m	survey
108	Услуги: объём работ	IBC serv output	survey
109	Услуги: объём работ 3 месяца	IBC serv output 3m	survey
110	Услуги: спрос	IBC serv demand	survey

# Приложение: Полный список рассмотренных переменных VII

111	Услуги: спрос 3 месяца	IBC serv demand 3m	survey
112	Услуги: цены	IBC serv price	survey
113	Услуги: цены 3 месяца	IBC serv price 3m	survey
114	Услуги: издержки	IBC serv costs	survey
115	Услуги: условия кредитования	IBC serv credit	survey
116	Сводный опережающий индекс ВШЭ	hse	survey
117	Индекс деловой среды РСПП	rspp1	survey
118	Индекс рынка производимой продукции	rspp2	survey
119	Индекс логистики и инфраструктуры	rspp3	survey
120	Индекс B2B	rspp4	survey
121	Индекс B2G	rspp5	survey
122	Индекс финансовых рынков	rspp6	survey
123	Индекс личной оценки делового климата	rspp7	survey
124	ИПУ: Строительство	ipu_constr1	survey
125	ИПУ: Строительство: Численность занятых	ipu_constr2	survey
126	ИПУ: Строительство: Оценка портфеля заказов	ipu_constr3	survey
127	Промышленное производство (ПП)	ip	real
128	ПП: Добыча полезных ископаемых	ip_raw	real
129	ПП: Уголь	ip_coal	real

# Приложение: Полный список рассмотренных переменных VIII

130	ПП: Кокс и нефтепродукты	ip_oil_products	real
131	ПП: Химические вещества	ip_chemicals	real
132	ПП: Обработка	ip_man	real
133	ПП: Metallургическое производство	ip_metals	real
134	ПП: Автотранспорт	ip_cars	real
135	ПП: Пищевые продукты	ip_food	real
136	ПП: ЭГиВ	ip_el	real
137	Объем погрузки грузов на ж/д транспорте млн тонн (всего)	rail	real
138	Грузооборот по видам транспорта: Железнодорожного	cargo_rail	real
139	Грузооборот по видам транспорта: Автомобильного	cargo_auto	real
140	Грузооборот по видам транспорта: Морского	cargo_sea	real
141	Грузооборот по видам транспорта: Трубопроводного	cargo_pipe	real
142	Объем работ по виду деятельности «Строительство»	constr_vol	real
143	Сводный индекс цен строительной продукции	constr_prices	real
144	Оборот розничной торговли: Пищевые продукты, напитки, табак	retail_prod	real
145	Оборот розничной торговли: Непродовольственные товары	retail_neprod	real
146	Оборот оптовой торговли	opt	real
147	Индекс производства продукции сельского хозяйства	selhoz	real
148	Объем платных услуг населению	pserv	real

# Приложение: Полный список рассмотренных переменных IX

149	Оборот общественного питания	obschepit	real
150	Реальные располагаемые доходы	dispinc	real
151	Численность рабочей силы в возрасте 15–72 лет	eap	real
152	Безработица, %	unemp	real
153	Среднемесячная номинальная начисленная зарплата	nwage	real
154	Среднемесячная реальная начисленная зарплата	rwage	real
155	Продажи новых легковых и легких коммерческих автомобилей	cars	real
156	Продажи новых грузовых автомобилей (HCV)	trucks	real
157	Инвестиции в основной капитал	iok	real
158	Ставка MIACR	miacr	financial
159	Индекс РТС: среднее за месяц	rts	financial
160	Индекс ММВБ: среднее за месяц	moex	financial
161	Реальный эффективный обменный курс	reer	financial
162	Индекс волатильности РТС	rvi	financial
163	Денежная масса: агрегат M0, млрд руб	m0	financial
164	Денежная масса: агрегат M2X, млрд руб	m2x	financial
165	Индекс ОФЗ до 1 года	ofz1	financial
166	Индекс ОФЗ от 1 до 3 лет	ofz3	financial
167	Индекс ОФЗ от 3 до 5 лет	ofz5	financial

# Приложение: Полный список рассмотренных переменных X

168	Индекс ОФЗ от 5 до 10 лет	ofz10	financial
169	Ставка по депозитам физлиц в рублях: На срок до 1 года	dep_hh_rate	financial
170	Ставка по депозитам НФО в рублях: На срок до 1 года	dep_nfo_rate	financial
171	Ставка по кредитам физлицам в рублях: На срок до 1 года	cred_hh_rate	financial
172	Ставка по кредитам НФО в рублях: На срок до 1 года	cred_nfo_rate	financial
173	UST доходность, 2 года	t2	external
174	UST доходность, 10 лет	t10	external
175	ISM PMI Manufacturing	ism_man	external
176	ISM PMI Non-Manufacturing	ism_serv	external
177	Инфляция в США SA	us_cpi	external
178	Инфляция в Еврозоне (HICP)	eu_cpi	external
179	Инфляция: все товары и услуги	cpi	price
180	Продовольственная инфляция	cpi_prod	price
181	Непродовольственная инфляция	cpi_neprod	price
182	Инфляция: услуги	cpi_serv	price
183	Индекс цен производителей	ppi	price
184	Цены на нефть Brent, USD	brent	price
185	Цены на нефть Urals, USD	urals	price
186	Цены на алюминий, USD	aluminium	price

# Приложение: Полный список рассмотренных переменных XI

187	Цены на золото, USD	gold	price
188	Цены на газ, USD	gas	price
189	Сводный индекс цен на продовольствие	FAOFOODI	price
190	Индекс цен на зерновые	FAOFCER	price
191	Индекс цен на мясо	FAOFMEAT	price
192	Индекс цен на молочные продукты	FAOFDARY	price
193	Индекс цен на сахар	FAOFSUGR	price
194	Индекс цен на растительные масла	FAOFOILS	price

*Источник: составлено автором*