

По мере сближения фактического и оптимального капиталов, проблема наличия ограничений на финансирование инвестиций смягчилась, и эластичности ВВП и инвестиций по ценам на нефть и условиям торговли снизились.

Также во всех моделях идентифицировано существенное снижение темпов трендового роста (параметра при детерминированном тренде в регрессионном уравнении). Полученные результаты могут найти практическую ценность в сценарном и безусловном прогнозировании российских макроэкономических показателей.

**Благодарности.** Статья подготовлена в рамках выполнения научно-исследовательской работы государственного задания РАНХиГС.

### Список литературы

Божечкова А., Синельников-Мурылев С., Трунин П. (2020). Факторы динамики обменного курса рубля в 2000-е и 2010-е годы. *Вопросы экономики*, 8, 5–22. DOI: 10.32609/0042-8736-2020-8-5-22.

Бродский Б., Березняцкий А. (2020). Анализ структурных сдвигов в моделях российской инфляции. *Экономика и математические методы*, 56 (2), 90–100. DOI: 10.31857/S042473880008529-0.

Гафаров Б. (2011). Кривая Филлипса и становление рынка труда в России. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 15 (2), 155–176.

Кадыров М. (2010). Влияние валютного курса на цены при наличии структурных сдвигов. *Прикладная эконометрика*, 19 (3), 9–22.

Полбин А. В. (2017). Оценка влияния шоков нефтяных цен на российскую экономику в векторной модели коррекции ошибок. *Вопросы экономики*, 10, 27–49. DOI: 10.32609/0042-8736-2017-10-27-49.

Полбин А. А. (2020). Оценка траектории темпов трендового роста ВВП России в ARX-модели с ценами на нефть. *Экономическая политика*, 15 (1), 40–63. DOI: 10.18288/1994-5124-2020-1-40-63.

Полбин А. В., Скроботов А. А. (2016). Тестирование наличия изломов в тренде структурной компоненты ВВП Российской Федерации. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 20 (4), 588–623.

Полбин А., Скроботов А. А. (2021). Тестирование структурного сдвига в агрегированной функции потребления домохозяйств РФ. *Вопросы экономики*, 5, 91–106. DOI: 10.32609/0042-8736-2021-5-91-106.

Полбин А. В., Шумилов А., Бедин А., Куликов А. (2019). Модель реального обменного курса рубля с марковскими переключениями режимов. *Прикладная эконометрика*, 55 (3), 32–50. DOI: 10.24411/1993-7601-2019-10009.

Скроботов А. А. (2021). Структурные сдвиги в моделях коинтеграции. *Прикладная эконометрика*, 63 (3), 117–141. DOI: 10.22394/1993-7601-2021-63-117-141.

Фокин Н. (2021). О важности учета структурных сдвигов при прогнозировании российского ВВП. *Прикладная эконометрика*, 63 (3), 5–29. DOI: 10.22394/1993-7601-2021-63-5-29.

Шестаков Д. (2017). Канал издержек денежно-кредитной трансмиссии в российской экономике. *Деньги и кредит*, 9, 38–47.

Arai Y., Kurozumi E. (2007). Testing for the null hypothesis of cointegration with a structural break. *Econometric Reviews*, 26 (6), 705–739. DOI: 10.1080/07474930701653776.

Cai Z., Li Q., Park J. Y. (2009). Functional-coefficient models for nonstationary time series data. *Journal of Econometrics*, 148 (2), 101–113. DOI: 10.1016/j.jeconom.2008.10.003.

Calonaci F., Kapetanios G., Price S. (2022). Stock returns predictability with unstable predictors. *CAMA Working Paper 4/2022*. DOI: 10.2139/ssrn.4007703.

Carrion-i-Silvestre J. L., Sansó A. (2006). Testing the null of cointegration with structural breaks. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 68 (5), 623–646. DOI: 10.1111/j.1468-0084.2006.00180.x.

Chang Y., Kim C. S., Miller J. I., Park J. Y., Park S. (2014). Time-varying long-run income and output elasticities of electricity demand with an application to Korea. *Energy Economics*, 46, 334–347. DOI: 10.1016/j.eneco.2014.10.003.

Engle R. F., Granger C. W. (1987). Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing. *Econometrica*, 55 (2), 251–276. DOI: 10.2307/1913236.

Evans P., Kim B. H., Oh K. Y. (2008). Capital mobility in saving and investment: A time-varying coefficients approach. *Journal of International Money and Finance*, 27 (5), 806–815. DOI: 10.1016/j.jimonfin.2008.04.005.

Giraitis L., Kapetanios G., Yates T. (2014). Inference on stochastic time-varying coefficient models. *Journal of Econometrics*, 179 (1), 46–65. DOI: 10.1016/j.jeconom.2013.10.009.

Idrisov G., Kazakova M., Polbin A. (2015). A theoretical interpretation of the oil prices impact on economic growth in contemporary Russia. *Russian Journal of Economics*, 1 (3), 257–272. DOI: 10.1016/j.ruje.2015.12.004.

Kapetanios G., Millard S., Petrova K., Price S. (2020). Time-varying cointegration with an application to the UK Great Ratios. *Economics Letters*, 193, 109–213. DOI: 10.1016/j.econlet.2020.109213.

Karlsen H. A., Myklebust T., Tjøstheim D. (2007). Nonparametric estimation in a nonlinear cointegration type model. *The Annals of Statistics*, 35 (1), 252–299. DOI: 10.1214/009053606000001181.

Kim B. H., Kim H. K., Oh K. Y. (2009). The purchasing power parity of Southeast Asian currencies: A time-varying coefficient approach. *Economic Modelling*, 26 (1), 96–106. DOI: 10.1016/j.econmod.2008.05.009.

Korhonen I., Nuutilainen R. (2017). Breaking monetary policy rules in Russia. *Russian Journal of Economics*, 3 (4), 366–378. DOI: 10.1016/j.ruje.2017.12.004.

Kuboniwa M. (2014). A comparative analysis of the impact of oil prices on oil-rich emerging economies in the Pacific Rim. *Journal of Comparative Economics*, 42 (2), 328–339. DOI: 10.1016/j.jce.2014.03.007.

Li D., Phillips P. C., Gao J. (2020). Kernel-based inference in time-varying coefficient cointegrating regression. *Journal of Econometrics*, 215 (2), 607–632. DOI: 10.1016/j.jeconom.2019.10.005.

Li K., Li D., Liang Z., Hsiao C. (2017). Estimation of semi-varying coefficient models with nonstationary regressors. *Econometric Reviews*, 36 (1–3), 354–369. DOI: 10.1080/07474938.2015.1114563.

Mikayilov J. I., Hasanov F. J., Galeotti M. (2018). Decoupling of CO2 emissions and GDP: A time-varying cointegration approach. *Ecological Indicators*, 95, 615–628. DOI: 10.1016/j.ecolind.2018.07.051.

Miller S. M., Martins L. F., Gupta R. (2019). A time-varying approach of the US welfare cost of inflation. *Macroeconomic Dynamics*, 23 (2), 775–797. DOI: 10.1017/S1365100517000037.

Park J. Y., Hahn S. B. (1999). Cointegrating regressions with time varying coefficients. *Econometric Theory*, 15 (5), 664–703. DOI: 10.1017/S0266466699155026.

Park S. Y., Zhao G. (2010). An estimation of U.S. gasoline demand: A smooth time-varying cointegration approach. *Energy Economics*, 32 (1), 110–120. DOI: 10.1016/j.eneco.2009.10.002.

Phillips P. C., Li D., Gao J. (2017). Estimating smooth structural change in cointegration models. *Journal of Econometrics*, 196 (1), 180–195. DOI: 10.1016/j.jeconom.2016.09.013.

Saikkonen P. (1991). Asymptotically efficient estimation of cointegration regressions. *Econometric Theory*, 7 (1), 1–21. DOI: 10.1017/S0266466600004217.

Stock J. H., Watson M. W. (1993). A simple estimator of cointegrating vectors in higher order integrated systems. *Econometrica*, 61 (4), 783–820. DOI: 10.2307/2951763.

Wang Q., Phillips P. C. (2009). Structural nonparametric cointegrating regression. *Econometrica*, 77 (6), 1901–1948. DOI: 10.3982/ECTA7732.

Xiao Z. (2009). Functional-coefficient cointegration models. *Journal of Econometrics*, 152 (2), 81–92. DOI: 10.1016/j.jeconom.2009.01.008.

Поступила в редакцию 22.03.2022;  
принята в печать 10.06.2022.

### Приложение

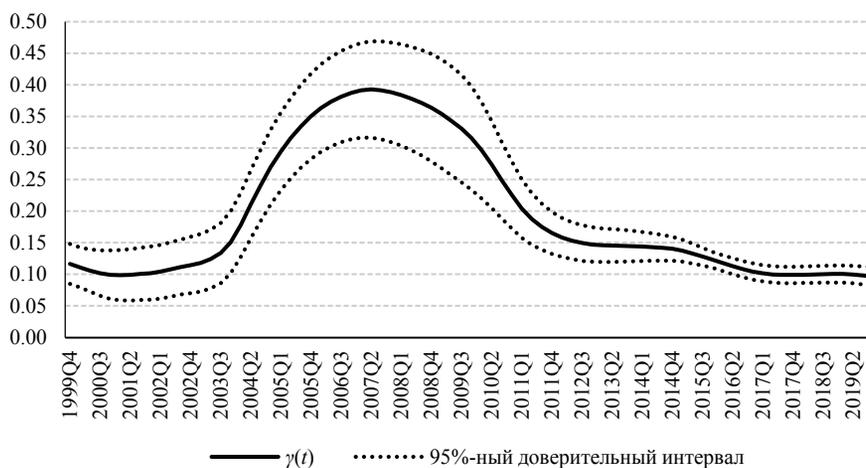


Рис. П1. Эластичность ВВП по условиям торговли

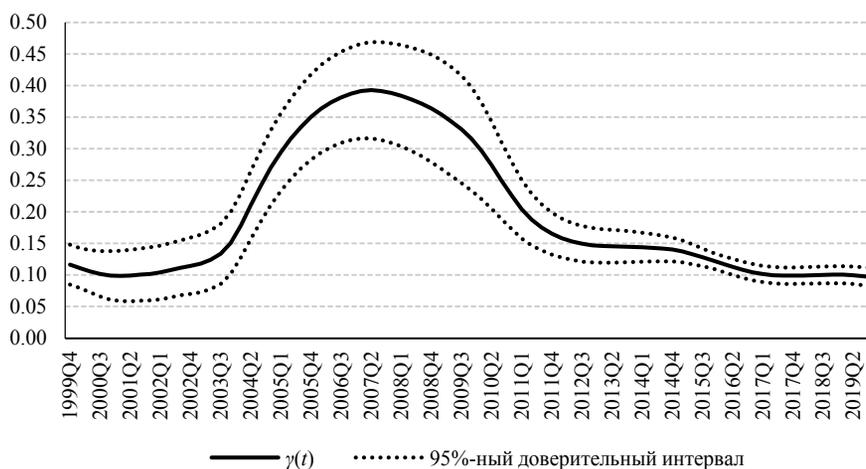


Рис. П2. Эластичность инвестиций по условиям торговли

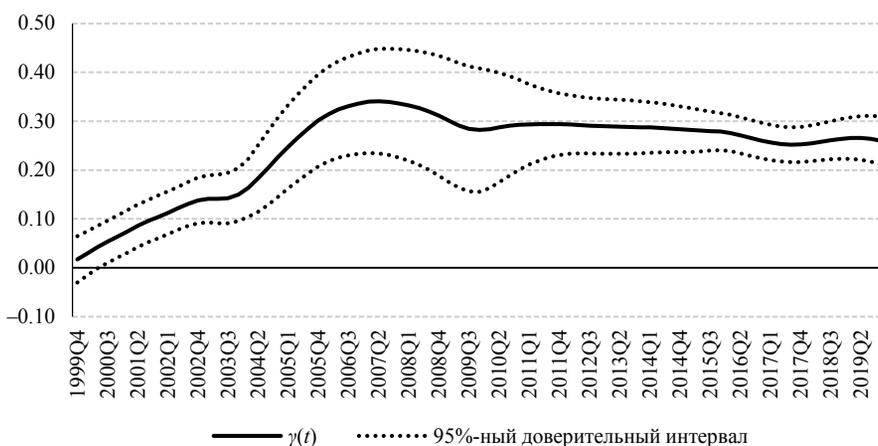


Рис. ПЗ. Эластичность потребления по условиям торговли

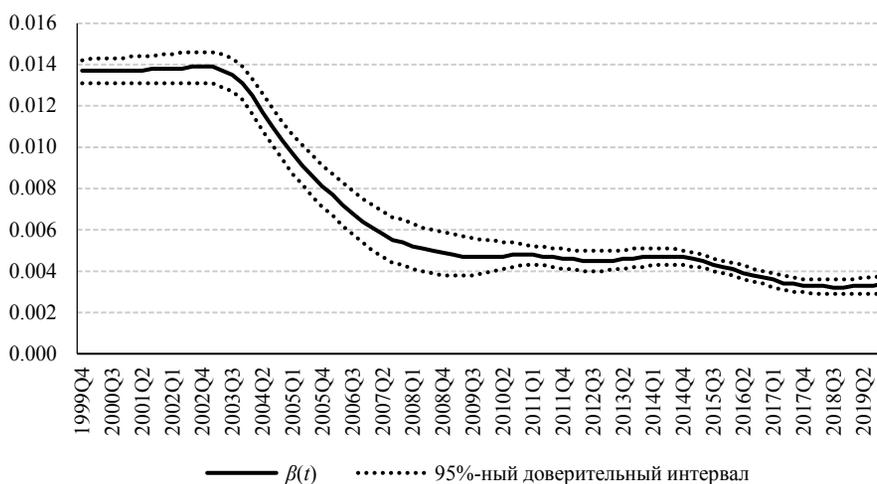


Рис. П4. Темпы трендового роста ВВП, в квартал. Модель с условиями торговли

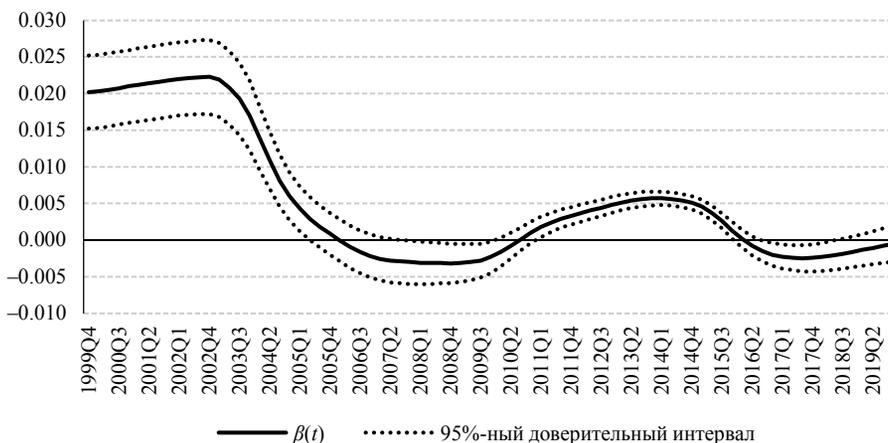
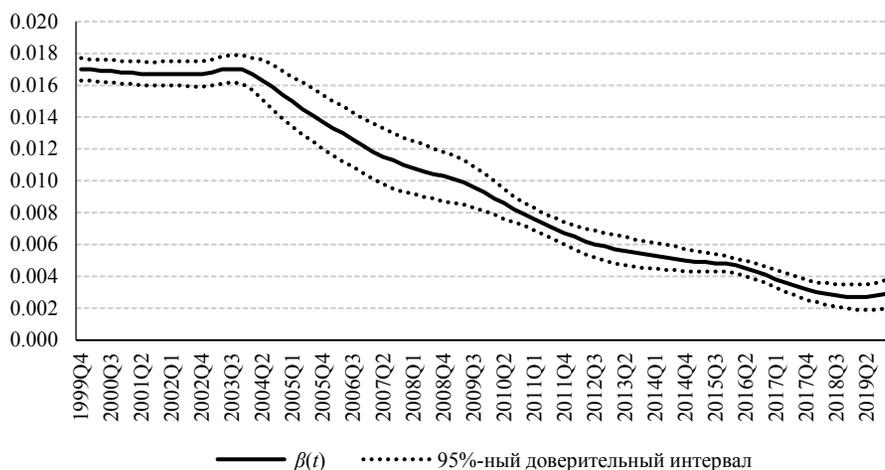


Рис. П5. Темпы трендового роста инвестиций, в квартал. Модель с условиями торговли



**Рис. П6.** Темпы трендового роста потребления, в квартал. Модель с условиями торговли

Polbin A. V., Skrobotov A. A. On decrease in oil price elasticity of GDP and investment in Russia. *Applied Econometrics*, 2022, v. 66, pp. 5–24.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-66-5-24

#### Andrey Polbin

RANEPa, Gaidar Institute, Moscow, Russian Federation;  
apolbin@gmail.com

#### Anton Skrobotov

RANEPa, Moscow; SPBU, Saint Petersburg, Russian Federation;  
skrobotov@ranepa.ru

### On decrease in oil price elasticity of GDP and investment in Russia

The article evaluates cointegrating regression models with time-varying parameters to describe the relationship between real GDP, gross fixed capital formation and household consumption in the Russian Federation with oil prices. In the early 2000s there was an increase in the elasticities of the analyzed macroeconomic indicators with respect to oil prices, the peak of the elasticities occurred in the second half of the 2000s, after the crisis of 2008–2009 significant declines in elasticities have been identified, and in recent years the oil price elasticity of real GDP has been about 0.05, while for real investment and consumption it has been about 0.12.

**Keywords:** TVP-cointegration; GDP; investment; consumption; oil prices; Russian economy.

**JEL classification:** C12; C22.

## References

- Bozhechkova A. V., Sinelnikov-Murylev S. G., Trunin P. V. (2020). Factors of the Russian ruble exchange rate dynamics in the 2000s and 2010s. *Voprosy Ekonomiki*, 8, 5–22 (in Russian). DOI: 10.32609/0042-8736-2020-8-5-22.
- Brodsky B., Bereznyatzkiy A. (2020). Structural changes in Russian inflation model. *Economics and Mathematical Methods*, 56 (2), 90–100 (in Russian). DOI: 10.31857/S042473880008529-0.
- Gafarov B. (2011). Phillips curve and development of the labor market in Russia. *HSE Economic Journal*, 15 (2), 155–176 (in Russian).
- Kadyrov M. (2010). Impact of exchange rate on prices in the presence of structural breaks. *Applied Econometrics*, 19 (3), 9–22 (in Russian).
- Polbin A. (2017). Econometric estimation of the impact of oil prices shock on the Russian economy in VECM model. *Voprosy Ekonomiki*, 10, 27–49 (in Russian). DOI: 10.32609/0042-8736-2017-10-27-49.
- Polbin A. (2020). Estimating time-varying long-run growth rate of Russian GDP in the ARX model with oil prices. *Ekonomicheskaya Politika*, 15 (1), 40–63 (in Russian). DOI: 10.18288/1994-5124-2020-1-40-63.
- Polbin A., Skrobotov A. (2016). Testing for structural breaks in the long-run growth rate of the Russian economy. *HSE Economic Journal*, 20 (4), 588–623 (in Russian).
- Polbin A., Skrobotov A. (2021). Testing for structural break in aggregated consumption function of Russian households. *Voprosy Ekonomiki*, 5, 91–106 (in Russian). DOI: 10.32609/0042-8736-2021-5-91-106.
- Polbin A., Shumilov A., Bedin A., Kulikov A. (2019). Modeling real exchange rate of the Russian ruble using Markov regime switching approach. *Applied Econometrics*, 55 (3), 32–50 (in Russian). DOI: 10.24411/1993-7601-2019-10009.
- Skrobotov A. (2021). Structural breaks in cointegration models. *Applied Econometrics*, 63 (3), 117–141 (in Russian). DOI: 10.22394/1993-7601-2021-63-117-141.
- Fokin N. (2021). The importance of modeling structural breaks in forecasting Russian GDP. *Applied Econometrics*, 63 (3), 5–29 (in Russian). DOI: 10.22394/1993-7601-2021-63-5-29.
- Shestakov D. (2017). The cost channel of monetary policy transmission in the Russian economy. *Russian Journal of Money and Finance*, 9, 38–47 (in Russian).
- Arai Y., Kurozumi E. (2007). Testing for the null hypothesis of cointegration with a structural break. *Econometric Reviews*, 26 (6), 705–739. DOI: 10.1080/07474930701653776.
- Cai Z., Li Q., Park J. Y. (2009). Functional-coefficient models for nonstationary time series data. *Journal of Econometrics*, 148 (2), 101–113. DOI: 10.1016/j.jeconom.2008.10.003.
- Calonaci F., Kapetanios G., Price S. (2022). Stock returns predictability with unstable predictors. *CAMA Working Paper 4/2022*. DOI: 10.2139/ssrn.4007703.
- Carrion-i-Silvestre J. L., Sansó A. (2006). Testing the null of cointegration with structural breaks. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 68 (5), 623–646. DOI: 10.1111/j.1468-0084.2006.00180.x.
- Chang Y., Kim C. S., Miller J. I., Park J. Y., Park S. (2014). Time-varying long-run income and output elasticities of electricity demand with an application to Korea. *Energy Economics*, 46, 334–347. DOI: 10.1016/j.eneco.2014.10.003.
- Engle R. F., Granger C. W. (1987). Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing. *Econometrica*, 55 (2), 251–276. DOI: 10.2307/1913236.
- Evans P., Kim B. H., Oh K. Y. (2008). Capital mobility in saving and investment: A time-varying coefficients approach. *Journal of International Money and Finance*, 27 (5), 806–815. DOI: 10.1016/j.jimonfin.2008.04.005.

Giraitis L., Kapetanios G., Yates T. (2014). Inference on stochastic time-varying coefficient models. *Journal of Econometrics*, 179 (1), 46–65. DOI: 10.1016/j.jeconom.2013.10.009.

Idrisov G., Kazakova M., Polbin A. (2015). A theoretical interpretation of the oil prices impact on economic growth in contemporary Russia. *Russian Journal of Economics*, 1 (3), 257–272. DOI: 10.1016/j.ruje.2015.12.004.

Kapetanios G., Millard S., Petrova K., Price S. (2020). Time-varying cointegration with an application to the UK Great Ratios. *Economics Letters*, 193, 109–213. DOI: 10.1016/j.econlet.2020.109213.

Karlsen H. A., Myklebust T., Tjøstheim D. (2007). Nonparametric estimation in a nonlinear cointegration type model. *The Annals of Statistics*, 35 (1), 252–299. DOI: 10.1214/009053606000001181.

Kim B. H., Kim H. K., Oh K. Y. (2009). The purchasing power parity of Southeast Asian currencies: A time-varying coefficient approach. *Economic Modelling*, 26 (1), 96–106. DOI: 10.1016/j.econmod.2008.05.009.

Korhonen I., Nuutilainen R. (2017). Breaking monetary policy rules in Russia. *Russian Journal of Economics*, 3 (4), 366–378. DOI: 10.1016/j.ruje.2017.12.004.

Kuboniwa M. (2014). A comparative analysis of the impact of oil prices on oil-rich emerging economies in the Pacific Rim. *Journal of Comparative Economics*, 42 (2), 328–339. DOI: 10.1016/j.jce.2014.03.007.

Li D., Phillips P. C., Gao J. (2020). Kernel-based inference in time-varying coefficient cointegrating regression. *Journal of Econometrics*, 215 (2), 607–632. DOI: 10.1016/j.jeconom.2019.10.005.

Li K., Li D., Liang Z., Hsiao C. (2017). Estimation of semi-varying coefficient models with nonstationary regressors. *Econometric Reviews*, 36 (1–3), 354–369. DOI: 10.1080/07474938.2015.1114563.

Mikayilov J. I., Hasanov F. J., Galeotti M. (2018). Decoupling of CO2 emissions and GDP: A time-varying cointegration approach. *Ecological Indicators*, 95, 615–628. DOI: 10.1016/j.ecolind.2018.07.051.

Miller S. M., Martins L. F., Gupta R. (2019). A time-varying approach of the US welfare cost of inflation. *Macroeconomic Dynamics*, 23 (2), 775–797. DOI: 10.1017/S1365100517000037.

Park J. Y., Hahn S. B. (1999). Cointegrating regressions with time varying coefficients. *Econometric Theory*, 15 (5), 664–703. DOI: 10.1017/S0266466699155026.

Park S. Y., Zhao G. (2010). An estimation of U.S. gasoline demand: A smooth time-varying cointegration approach. *Energy Economics*, 32 (1), 110–120. DOI: 10.1016/j.eneco.2009.10.002.

Phillips P. C., Li D., Gao J. (2017). Estimating smooth structural change in cointegration models. *Journal of Econometrics*, 196 (1), 180–195. DOI: 10.1016/j.jeconom.2016.09.013.

Saikkonen P. (1991). Asymptotically efficient estimation of cointegration regressions. *Econometric Theory*, 7 (1), 1–21. DOI: 10.1017/S0266466600004217.

Stock J. H., Watson M. W. (1993). A simple estimator of cointegrating vectors in higher order integrated systems. *Econometrica*, 61 (4), 783–820. DOI: 10.2307/2951763.

Wang Q., Phillips P. C. (2009). Structural nonparametric cointegrating regression. *Econometrica*, 77 (6), 1901–1948. DOI: 10.3982/ECTA7732.

Xiao Z. (2009). Functional-coefficient cointegration models. *Journal of Econometrics*, 152 (2), 81–92. DOI: 10.1016/j.jeconom.2009.01.008.

Received 22.03.2022; accepted 10.06.2022.

Прикладная эконометрика, 2022, т. 66, с. 25–38.

Applied Econometrics, 2022, v. 66, pp. 25–38.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-66-25-38

Д. А. Петрова<sup>1</sup>

## Оценка инфляционных ожиданий на основе интернет-данных

*В статье приведены оценки инфляционных ожиданий российских интернет-пользователей на основе постов в социальной сети ВКонтакте и поисковых запросов Google Trends в течение 2014–2021 гг. Сбор постов из новостных сообществ и поисковых запросов для измерения инфляционных ожиданий осуществлялся с помощью регулярных выражений по тематике инфляции. Инфляционные ожидания на основе интернет-данных сильно коррелируют с фактической инфляцией и отражают обеспокоенность населения относительно роста цен в течение 2014–2021 гг. Тесты на причинность по Грейнджеру показали, что, в отличие от опросного индикатора инфОМ, обе меры инфляционных ожиданий интернет-пользователей могут быть потенциальными предикторами для фактической инфляции. Эконометрический анализ новокейнсианской кривой Филлипса проводился в рамках векторной авторегрессионной модели с февраля 2015 г. по декабрь 2021 г. Результаты свидетельствуют о том, что повышение инфляционных ожиданий соответствует росту фактической инфляции и ужесточению денежно-кредитной политики.*

**Ключевые слова:** инфляционные ожидания; интернет-данные; ВКонтакте; Google Trends; поисковые запросы; VAR.

**JEL classification:** E31; E37; E52; D84.

### 1. Введение

Прогнозирование инфляции является важной задачей при принятии экономическими агентами решений относительно потребления, инвестиций и сбережений. Статистические данные по инфляции на ежемесячной основе публикуются с временным лагом. На основании имеющихся данных могут делаться выводы о возможных в будущем краткосрочных колебаниях экономических показателей. Для проверки гипотезы об изменении цен экономические агенты предъявляют спрос на информацию в Интернете, причем это происходит еще до того, как им станут доступны данные о фактической инфляции. В такой ситуации интернет-данные могут стать хорошими прокси-переменными для анализа поведения экономических агентов. Особый интерес представляет оценка количественных мер инфляционных ожиданий на основе общедоступных источников информации, которые доступны в реальном времени и с минимальными затратами, в отличие от опросных и рыночных индикаторов. Исследователи для получения мер инфляционных ожиданий часто используют поисковые запросы, новостные статьи интернет-изданий и данные социальных

<sup>1</sup> Петрова Диана Абдумуминовна — РАНХиГС, Москва; petrova-da@ranepa.ru.

сетей. В рамках экономической теории предполагается, что существует сильная взаимосвязь между инфляционными ожиданиями и инфляцией, даже в условиях информационной жесткости (Larsen et al., 2021; Coibion et al., 2018).

В работе (Guzman, 2011) впервые были оценены инфляционные ожидания на основе интернет-запроса «инфляция» в США в период с февраля 2004 г. по октябрь 2008 г. Автор предположила, что в случае повышения обеспокоенности населения относительно повышения цен в экономике будет происходить увеличение поисковых запросов по этому ключевому слову. Это означает, что усиление интереса к инфляции в Интернете отражает пересмотр инфляционных ожиданий. По этой причине поисковый запрос «инфляция» может рассматриваться как мера инфляционных ожиданий. Результаты показали, что инфляционные ожидания интернет-пользователей позволяют повысить качество прогнозной модели инфляции по сравнению с альтернативными мерами инфляционных ожиданий, полученных на основе опросов населения или профессиональных прогнозистов.

Vicchal, Raja Sethu Durai (2019) построили инфляционные ожидания населения в реальном времени на основе поисковых запросов в период с января 2006 г. по апрель 2018 г. для Индии. Оценка инфляционных ожиданий с помощью интернет-запросов проводится по трем ключевым словам: «инфляция», «рост цен» и «цены на топливо». По результатам проведенного исследования было получено, что существует долгосрочная связь между инфляцией и инфляционными ожиданиями, построенными по данным Google Trends.

В работе (Jha, Sahu, 2020) оценивается новокейнсианская кривая Филлипса для Индии в течение 2006–2018 гг. Авторы оценивают инфляционные ожидания на основе интенсивности поискового запроса «инфляция». Получено, что инфляционные ожидания интернет-пользователей позволяют сделать более точный прогноз инфляции по сравнению с авторегрессионной моделью или новокейнсианской кривой Филлипса с добавлением опросного индикатора.

Lamla, Lein (2014) проводили анализ влияния новостей по инфляции на инфляционные ожидания домохозяйств с января 1998 г. по сентябрь 2007 г. для Германии. Результаты работы говорят о том, что новостные статьи по тематике инфляции позволяют домохозяйствам делать более точные прогнозы ожидаемой инфляции.

Lei et al. (2015) оценивали эпидемиологическую модель инфляционных ожиданий с 1-го квартала 2001 г. по 1-й квартал 2012 г. для Китая. Для анализа отбирались новостные статьи по ключевым словам «инфляция», «дефляция», «потребительские цены», «ИПЦ», «ИЦП» и «цена». В работе было показано, что новости об инфляции играют важную роль при формировании инфляционных ожиданий населением и профессиональными аналитиками.

Larsen et al. (2021) провели анализ новостных статей с помощью методов машинного обучения для выявления влияния СМИ на информационную жесткость<sup>2</sup> и процесс формирования экономическими агентами инфляционных ожиданий для США в течение 1990–2016 гг. Авторы показали, что новостные индикаторы являются хорошими предикторами для инфляционных ожиданий и фактической инфляции, следовательно, СМИ как общедоступный источник информации позволяет делать более точные прогнозы будущей инфляции. Кроме

---

<sup>2</sup> Информационная жесткость подразумевает, что экономические агенты обновляют свое информационное множество не каждый период или не учитывают всю доступную информацию из-за значительных издержек сбора и обработки информации.

того, анализ новостей позволил отследить информационную жесткость среди экономических агентов и объяснить причины ее изменения во времени.

Также существуют исследования, в которых предлагаются подходы к оценке инфляционных ожиданий на основе данных социальных сетей. Agomí, Llada (2020) оценивают индикатор инфляционных ожиданий на основе твитов для Аргентины с января 2012 г. по сентябрь 2019 г. Инфляционные ожидания рассчитываются как доля твитов, содержащих ключевые слова «инфляция» и «инфляционные», в общем числе твитов за месяц. Авторы показали, что построенный индикатор инфляционных ожиданий является важным фактором инфляции, и этот результат устойчив даже в случае добавления в модель различных фундаментальных факторов инфляции.

В (Angelico et al., 2022) инфляционные ожидания строятся на основе постов в Twitter для Италии с июня 2013 г. по 31 декабря 2019 г. Отбор твитов на итальянском языке проводится по ключевым словам, связанным с динамикой цен, арендной платой, счетами, бензином и ценами на нефть. Авторы отмечают, что подсчет частоты дает возможность получить представление о том, что чем больше пользователи в социальных сетях публикуют твиты на какую-то тему, тем больше вероятность повлиять на ожидания других экономических агентов. Следовательно, чем значительнее повышение интереса к тематике «изменения цен в будущем», тем сильнее эффект распространения новостей в социальных сетях. Кроме того, важную роль в процессе формирования инфляционных ожиданий экономических агентов играет обсуждение возможного направления изменения цен в опубликованных твитах. Когда пользователи сообщают о повышении суммы чека, это может сигнализировать о повышении инфляции. В то же время обсуждение итальянцами падения цен на нефть может говорить об ожиданиях более низкой инфляции.

В дальнейшем авторы проводят эконометрический анализ влияния полученных мер инфляционных ожиданий, построенных на основе твитов, на опросный индикатор инфляционных ожиданий населения (ежемесячная частота) и рыночный индикатор — процентную ставку по годовым инфляционным свопам (ежедневная частота). Все индикаторы инфляционных ожиданий, рассчитанные по данным Twitter, значимо и положительно связаны с ожиданиями населения, основанными на опросах с ежемесячной периодичностью. Чем выше интерес пользователей в социальной сети к тематике инфляции, тем выше инфляционные ожидания населения. Авторы показали, что ожидания пользователей социальных сетей могут стать альтернативой для низкочастотных изменений инфляционных ожиданий. Кроме того, эти результаты свидетельствуют о том, что информация, распространяемая экономическими агентами в социальных сетях, может стать ценным ресурсом при формировании инфляционных ожиданий в краткосрочной перспективе.

На российских данных в работе (Голошапова, Андреев, 2017) строится индикатор инфляционных ожиданий населения и проводится анализ их «эмоциональной окраски» на основе данных социальных сетей ВКонтакте и Facebook за период 2014–2016 гг. Авторы проводили отбор комментариев к новостным сообщениям об инфляции<sup>3</sup> в сообществах Ведомости, Коммерсант, РБК и Эксперт Онлайн. Интенсивность инфляционных ожиданий рассчитывалась как число комментариев о росте цен за месяц. Поскольку период исследования составил всего три года, авторы не проводили регрессионный анализ, а сравнивали полученную

<sup>3</sup> Перечень ключевых слов задавался на основе типичных выражений, связанных с ростом цен, в том числе, «инфляция», всевозможные сочетания «цена»+глагол.

меру инфляционных ожиданий с опросным показателем — медианными оценками инфляционных ожиданий населения в следующие 12 месяцев. Было получено, что меры инфляционных ожиданий сильно коррелированы, и показатель на основе данных социальных сетей является опережающим на 1 месяц для опросного индикатора.

В целом, зарубежные и российские исследования показали, что интернет-данные являются ценным источником данных для анализа поведения интернет-пользователей. Настроения экономических агентов, полученные на основе текстового анализа постов в социальных сетях, становятся альтернативой для опросных и рыночных индикаторов.

Согласно международному опыту, особую важность интернет-данные имеют в периоды кризисов. В такой ситуации инвесторы и население предъявляют повышенный спрос на информацию о происходящих событиях в условиях экономической неопределенности, поскольку боятся значительных потерь благосостояния. Социальные сети, сайты интернет-изданий и поисковые запросы, предполагая эпидемиологическую модель формирования инфляционных ожиданий, дают возможность отслеживать поведение пользователей, а также определять причины беспокойности и учитывать их при прогнозировании экономических показателей.

В настоящем исследовании будут измерены инфляционные ожидания российских интернет-пользователей на основе нескольких источников информации — постов в социальной сети Вконтакте и поисковых запросов Google Trends, которые позволяют проводить анализ в реальном времени, оперативно и с минимальными издержками. Выбор интернет-данных обусловлен популярностью общедоступных источников информации у населения. В социальной сети Вконтакте представлен широкий спектр новостных сообществ и разработан удобный способ получения информации для населения — новостная лента. На территории России поисковая система Google<sup>4</sup> остается одной из самых популярных при поиске и сборе информации у российского населения. Анализ влияния инфляционных ожиданий на фактическую инфляцию проводится в рамках новокейнсианской кривой Филлипса.

## 2. Данные и методология исследования

В данном исследовании альтернативные меры инфляционных ожиданий населения оцениваются с помощью постов<sup>5</sup> Вконтакте и поисковых запросов Google Trends. Посты Вконтакте собираются из восьми новостных сообществ: Ведомости, Известия, Интерфакс, Коммерсант, Лента.ру, РБК, РИА Новости и ТАСС.

Отбор постов / новостных статей осуществлялся на основе комбинаций регулярных выражений<sup>6</sup> по тематике инфляции, включая всевозможные варианты написания ключевых слов «инфляция», «ипц», «завышение цен», «цены на продукты питания», «цена на газ», «цена на бензин» и словосочетания о динамике цен (рост, удорожание или прилагательное/

<sup>4</sup> Яндекс позволяет получить доступ к данным по поиску лишь за небольшой промежуток времени, что не позволяет полноценно проводить анализ данных.

<sup>5</sup> Пост представляет собой публикуемую запись на стене новостного сообщества.

<sup>6</sup> По всему собранному корпусу постов из 8 новостных сообществ осуществляется поиск таких постов, в которых содержится хотя бы одно ключевое слово или словосочетание по тематике инфляции.

глагол). Инфляционные ожидания в текущем месяце на основе постов новостных сообществ строились как доля публикаций по тематике инфляция в общем числе публикаций:

$$inf\_vk_t = I_t / N_t, \quad (1)$$

где  $inf\_vk_t$  — инфляционные ожидания на основе постов в социальной сети ВКонтакте в месяце  $t$ ,  $I_t$  — число постов об инфляции в месяце  $t$ ,  $N_t$  — общее число постов в новостных сообществах в месяце  $t$ .

Другой индикатор инфляционных ожиданий строился по интенсивностям поисковых запросов Google Trends для заданного географического местоположения по всей России. Для выявления интереса пользователей в Интернете к теме инфляции также задавался широкий перечень ключевых слов или фраз, характеризующих обеспокоенность относительно изменения цен в экономике. По результатам первичного анализа данных были выбраны следующие поисковые запросы<sup>7</sup>: «инфляция», «рост цен», «цены выросли», «цены растут», «повышение цен», «цена на газ», «цена на бензин», «цены на продукты», «индекс потребительских цен», «индекс цен», «ипц». Мера инфляционных ожиданий получается на основе интернет-запросов с помощью метода главных компонент<sup>8</sup>, предполагающего получение агрегированного индекса как линейной комбинации из индивидуальных временных рядов поисковых запросов.

Важно отметить, что полученные меры инфляционных ожиданий с помощью интернет-данных не являются в полной мере репрезентативными относительно всего российского населения по демографическим группам. Пользователями социальной сети ВКонтакте на ежемесячной основе являются 72.5 млн человек. По данным Mediascope, месячный охват аудитории Рунета достигает 76%<sup>9</sup>. Поисковая система Google по данным Яндекс.Метрики<sup>10</sup> занимает 2 место по популярности у российского населения, а доля визитов интернет-пользователей составила примерно 38% в 2021 г. По этой причине полученные индикаторы следует трактовать как инфляционные ожидания интернет-пользователей.

Для сравнения в качестве эталонной меры инфляционных ожиданий рассматривались медианные оценки по опросам населения инФОМ. Измерение мер инфляционных ожиданий на основе интернет-данных проводится с апреля 2014 г., поскольку на ежемесячной основе инфляционные ожидания населения по опросам инФОМ доступны с этого месяца. Динамика построенных индикаторов инфляционных ожиданий и фактической инфляции<sup>11</sup> к предыдущему месяцу представлена на рис. 1.

Результаты показали, что индикаторы инфляционных ожиданий на основе интернет-данных (рис. 1) отражают обеспокоенность экономических агентов в периоды неопределенности,

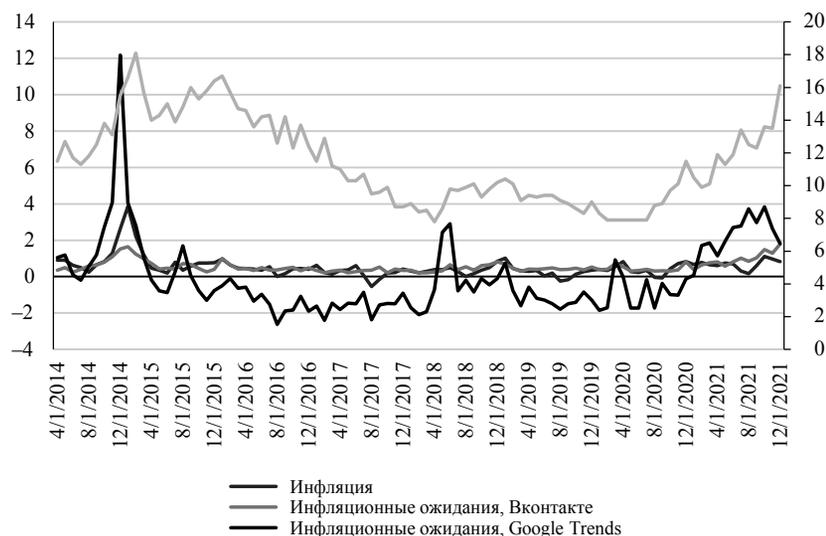
<sup>7</sup> Первоначально список интернет-запросов по ценовой динамике был значительно шире. Из 45 ключевых слов были исключены поисковые запросы с нулевыми значениями больше 10% и отсутствием данных при небольшом числе запросов.

<sup>8</sup> Первая главная компонента хорошо аппроксимирует набор данных. Интернет-запросы сезонно скорректированы с помощью пакета *seasonal* на языке R.

<sup>9</sup> По данным из пресс-релиза ВКонтакте за 4 квартал 2021 г. См. <https://vk.com/press/q4-2021-results>.

<sup>10</sup> См. <https://radar.yandex.ru/search>.

<sup>11</sup> Индекс потребительских цен к предыдущему месяцу.



**Рис. 1.** Динамика инфляционных ожиданий и фактической инфляции (правая ось — инфляционные ожидания населения по данным инФОМ)

включая валютный кризис 2014–2015 г. в России, нефтяные шоки, повышения цен на топливо и период пандемии коронавируса.

В таблице 1 представлены коэффициенты корреляции мер инфляционных ожиданий на основе интернет-данных без лага и с лагом и фактической инфляции к предыдущему месяцу. По полученным оценкам индикаторы положительно коррелируют с инфляцией на уровне примерно 0.7 (как без лага, так и с одним лагом).

**Таблица 1.** Коэффициенты корреляции мер инфляционных ожиданий и фактической инфляции

	Инфляционные ожидания населения, инФОМ	Инфляционные ожидания, Вконтакте	Инфляционные ожидания, Google Trends
Без лага	0.52	0.68	0.67
1 лаг	0.42	0.66	0.76
2 лага	0.32	0.48	0.56

В таблице 2 представлены основные характеристики инфляционных ожиданий за 2014–2021 гг. Как показывают данные, максимальных значений фактическая инфляция и меры инфляционных ожиданий достигают в период валютного кризиса 2014–2015 гг. Инфляционные ожидания, построенные по данным Google Trends, достигают пика в декабре 2014 г. в условиях высокого уровня неопределенности в экономике в течение валютного кризиса из-за стремительного снижения цены на нефть. Фактическая инфляция достигает максимума в январе 2015 г., а инфляционные ожидания населения по оценкам инФОМ под воздействием роста цен на товары и услуги увеличиваются до 18% в феврале 2015 г. Что касается инфляционных ожиданий на основе постов Вконтакте, то для них наблюдается максимальное значение в декабре 2021 г., а в январе 2015 г. наблюдается второй по величине пик для данного

индикатора. Как и в других случаях, можно отметить, что опережающим индикатором для фактической инфляции из трех рассматриваемых мер инфляционных ожиданий является индекс поисковых запросов Google Trends.

**Таблица 2.** Описательные статистики инфляционных ожиданий и фактической инфляции за 2014–2021 гг.

	Инфляция	Инфл. ожидания населения, инФОМ	Инфл. ожидания, Вконтакте	Инфл. ожидания, Google Trends
Среднее	0.52	11.47	0.55	-0.06
Стандартное отклонение	0.55	2.65	0.32	2.10
Минимум	-0.54	7.80	0.20	-2.63
25%-квантиль	0.27	9.30	0.35	-1.49
50%-квантиль	0.42	11.00	0.44	-0.76
75%-квантиль	0.70	13.60	0.66	0.92
Максимум	3.85	18.10	1.79	12.17

В таблице 3 представлены результаты тестов на причинность по Грейнджеру между мерами инфляционных ожиданий и фактической инфляцией.

**Таблица 3.** Тесты на причинность по Грейнджеру

	Направленность	P-значение		
		Инфляционные ожидания населения, инФОМ	Инфляционные ожидания, Вконтакте	Инфляционные ожидания, Google Trends
Инфляция (лаг 1)	→	0.3256	0.3833	0.4356
	←	0.1934	0.0757*	0.0014***

*Примечание.* Уровни значимости: \* — 10%, \*\*\* — 1%.

Направленность причинности по Грейнджеру → (←) соответствует гипотезе о том, что фактическая инфляция не является причиной по Грейнджеру для мер инфляционных ожиданий (инфляционные ожидания не являются причиной по Грейнджеру для фактической инфляции).

Как видно из таблицы, во-первых, медианные оценки инфляционных ожиданий населения по данным инФОМ не являются предиктором для фактической инфляции, в противоположном случае гипотеза об отсутствии причинности также не отвергается. Во-вторых, для двух мер инфляционных ожиданий, построенных на основе интернет-данных, выявлено наличие причинности по Грейнджеру для фактической инфляции, а обратное неверно. Этот результат ожидаем, поскольку предполагается, что при формировании инфляционных ожиданий экономическими агентами в текущем месяце неизвестны фактические значения макроэкономических показателей. Следовательно, инфляционные ожидания могут стать предиктором для фактической инфляции.

### 3. Оценка влияния инфляционных ожиданий на фактическую инфляцию

Эконометрический анализ для инфляции проводился на данных за период с февраля 2015 г. по декабрь 2021 г. на ежемесячной основе. Оценивались векторные авторегрессионные модели, учитывающие стандартные схемы идентификации в рамках новокейнсианской кривой Филлипса<sup>12</sup> (Gali, Gertler, 1999; Mavroeidis et al., 2014) и дополнительно включающие инфляционные ожидания экономических агентов, как в работе (Castelnuovo, Surico, 2010), вида

$$y_t = A_0 + A_1 y_{t-1} + Bx_t + u_t, \quad (2)$$

где  $y_t$  — вектор эндогенных переменных, включающий:  $inf\_vk_t$  или  $inf\_gt_t$  — инфляционные ожидания на основе постов Вконтакте и поисковых запросов Google Trends,  $retailmom\_sa_t$  — прирост сезонно-скорректированного индекса розничной торговли,  $inflationmom\_sa_t$  — сезонно-скорректированную инфляцию к предыдущему месяцу (ИПЦ),  $miacr1day_t$  — однодневную ставку МИАКР;  $x_t$  — прирост логарифма цены на нефть марки Brent;  $u_t$  — случайные ошибки.

В векторную авторегрессионную модель в качестве экзогенной переменной включается цена на нефть марки Brent. Это обусловлено важностью изменений условий торговли<sup>13</sup> для России, как страны — экспортера сырьевых ресурсов. Идентификационная стратегия для векторной авторегрессионной стратегии основывается на декомпозиции по Холецкому с заданием порядка переменных по увеличению их эндогенности. Наиболее экзогенной переменной являются инфляционные ожидания интернет-пользователей<sup>14</sup>, в предположении отсутствия информации у экономических агентов о текущих значениях макроэкономических показателей при формировании ожиданий в данном месяце. В качестве меры делового цикла используется сезонно-скорректированный индекс розничной торговли к предыдущему месяцу. Новокейнсианская кривая Филлипса (кривая совокупного предложения) строится как зависимость фактической инфляции от прошлой инфляции, инфляционных ожиданий на основе интернет-данных, экономической активности и их запаздываний. Последнее уравнение из системы (2) описывает функцию реакции центрального банка на изменения в инфляции, инфляционных ожиданиях и экономической активности. По информационному критерию Шварца была специфицирована VAR(1) для двух мер инфляционных ожиданий на основе постов и поисковых запросов.

Функции импульсных откликов инфляции, розничной торговли и однодневной ставки МИАКР на шок инфляционных ожиданий интернет-пользователей показаны на рис. 2. Положительный шок инфляционных ожиданий при выбранной идентификационной стратегии может быть интерпретирован как повышение обеспокоенности экономических агентов относительно повышения цен в экономике (Guzman, 2011).

<sup>12</sup> Новокейнсианская кривая Филлипса описывает зависимость фактической инфляции от инфляции прошлого периода и инфляционных ожиданий. Такое гибридное представление кривой Филлипса следует из оптимального ценообразования по Кальво в условиях монополистической конкуренции. Кроме того, такая спецификация допускает влияние денежных властей на инфляцию через управление инфляционными ожиданиями.

<sup>13</sup> Пропуск такого типа переменной может стать причиной возникновения загадки цен. Загадка цен реализуется как повышение инфляции в ответ на ужесточение денежно-кредитной политики.

<sup>14</sup> Аналогичные предположения допускались и для инфляционных ожиданий населения. Результаты приведены в Приложении (рис. П1 и П2).

Положительный шок инфляционных ожиданий не оказывает значимого влияния на розничную торговлю. Повышение инфляционных ожиданий соответствует росту фактической инфляции. Рост ожидаемой инфляции также приводит к повышению процентной ставки и ужесточению денежно-кредитной политики центрального банка.

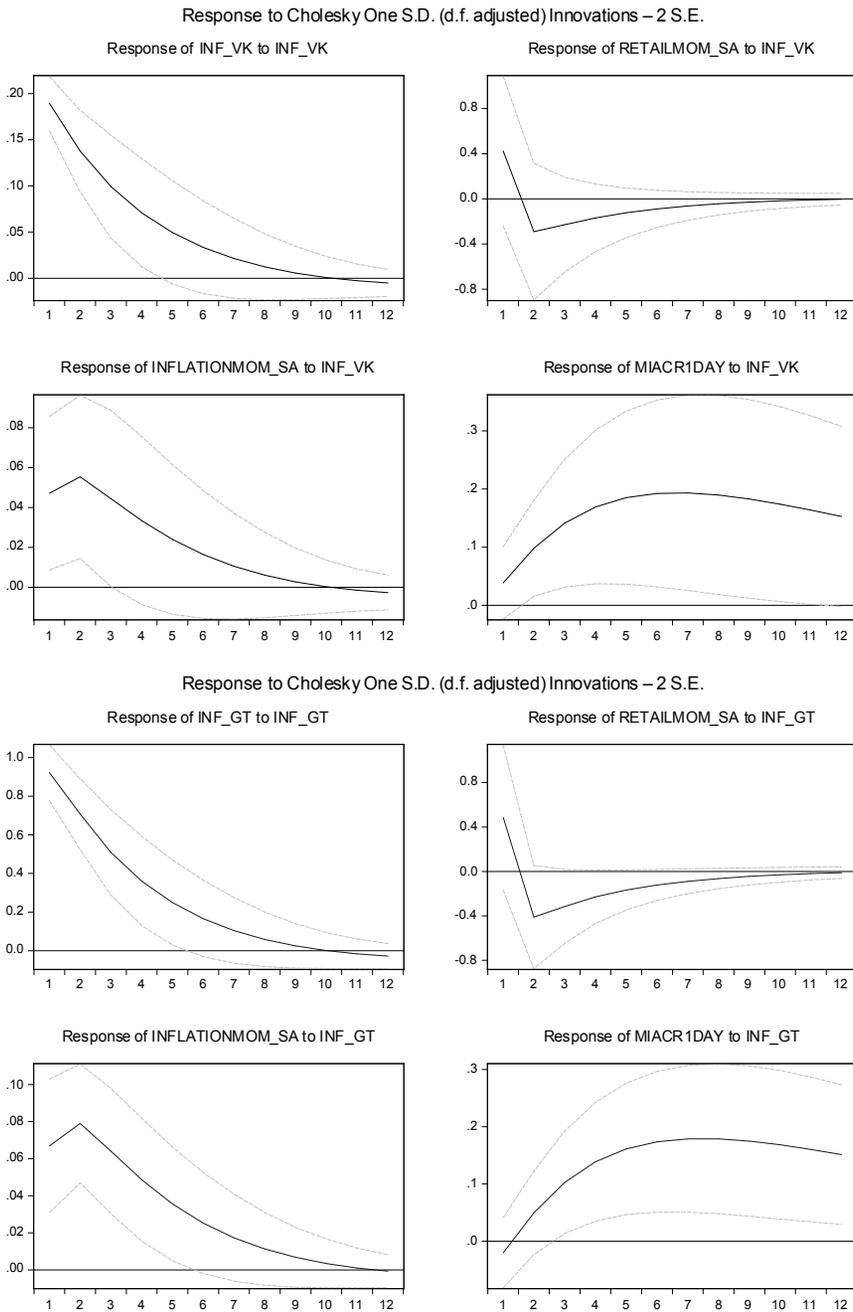


Рис. 2. Функции импульсных откликов макроэкономических показателей на шок инфляционных ожиданий

Декомпозиция дисперсии ошибок для фактической инфляции по VAR с инфляционными ожиданиями показана на рис. 3. Как можно увидеть, на протяжении 12 месяцев инфляционные ожидания объясняют большую часть дисперсии ошибок, чем розничная торговля и ставка МИАКР. Стоит отметить, что начиная с 4-го месяца вклад инфляционных

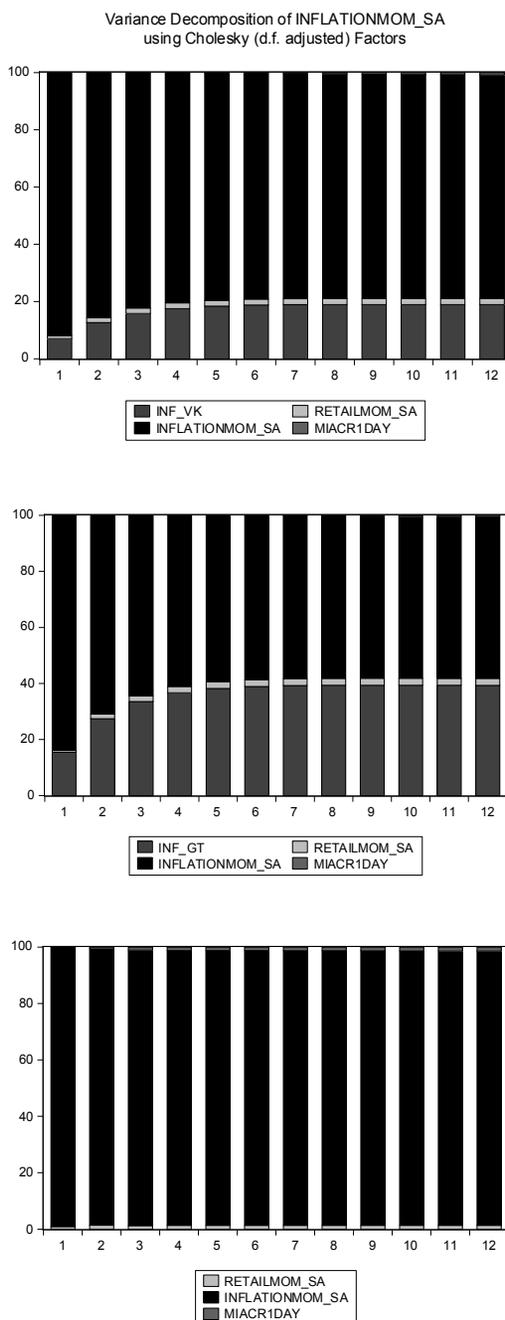


Рис. 3. Декомпозиция дисперсии ошибок фактической инфляции

ожиданий стабилизируется на уровне 19% в модели с индикатором Вконтакте и 39% в модели с поисковыми запросами.

Если сравнивать модели с инфляционными ожиданиями и без них, то можно сделать вывод, что вклад инфляционных ожиданий объясняет долю дисперсии, приходящуюся на собственные шоки инфляции. Из этого следует, что инфляционные ожидания экономических агентов являются важным фактором фактической инфляции.

#### 4. Заключение

В данной статье использованы посты Вконтакте и поисковые запросы Google Trends для оценки инфляционных ожиданий в период с апреля 2014 г. по декабрь 2021 г. Тесты на причинность по Грейнджеру показали, что меры инфляционных ожиданий интернет-пользователей могут быть потенциальным предикторами для инфляции, в отличие от опросного индикатора.

Для анализа влияния инфляционных ожиданий на фактическую инфляцию применялась новокейнсианская кривая Филлипса. Эконометрический анализ проводился в рамках векторной авторегрессионной модели в течение февраля 2015 г. — декабря 2021 г. Проведенное исследование показало, что интернет-данные полезны для анализа поведения экономических агентов и позволяют улучшить качество моделей для инфляции. Положительный шок инфляционных ожиданий сопряжен с повышением инфляции и однодневной ставки МИАКР. Включение инфляционных ожиданий в модель позволяет снизить долю необъясненной дисперсии ошибок инфляции.

**Благодарности.** Статья подготовлена в рамках выполнения научно-исследовательской работы государственного задания РАНХиГС.

#### Список литературы

Голощапова И. О., Андреев М. Л. (2017). Оценка инфляционных ожиданий российского населения методами машинного обучения. *Вопросы экономики*, 6, 71–93. DOI: 10.32609/0042-8736-2017-6-71-93.

Angelico C., Marcucci J., Miccoli M., Quarta F. (2022). Can we measure inflation expectations using Twitter? *Journal of Econometrics*, 228 (2), 259–277. DOI: 10.1016/j.jeconom.2021.12.008.

Aromí J. D., Llada M. (2020). Forecasting inflation with twitter. <https://aaep.org.ar/anales/works/works2020/AromiLlada.pdf>.

Bicchal M., Raja Sethu Durai S. (2019). Rationality of inflation expectations: An interpretation of Google Trends data. *Macroeconomics and Finance in Emerging Market Economies*, 12 (3), 229–239. DOI: 10.1080/17520843.2019.1599980.

Castelnuovo E., Surico P. (2010). Monetary policy, inflation expectations and the price puzzle. *The Economic Journal*, 120 (549), 1262–1283. DOI: 10.1111/j.1468-0297.2010.02368.x.

Coibion O., Gorodnichenko Y., Kamdar R. (2018). The formation of expectations, inflation, and the Phillips curve. *Journal of Economic Literature*, 56 (4), 1447–1491. DOI: 10.1257/jel.20171300.

Gali J., Gertler M. (1999). Inflation dynamics: A structural econometric analysis. *Journal of Monetary Economics*, 44 (2), 195–222. DOI: 10.1016/S0304-3932(99)00023-9.

Guzman G. (2011). Internet search behavior as an economic forecasting tool: The case of inflation expectations. *Journal of Economic and Social Measurement*, 36 (3), 119–167. DOI: 10.3233/JEM-20110342.

Jha S., Sahu S. (2020). Forecasting inflation for India with the Phillips curve: Evidence from internet search data. *Economics Bulletin*, 40 (3), 2372–2379.

Lamla M. J., Lein S. M. (2014). The role of media for consumers' inflation expectation formation. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 106 (C), 62–77. DOI: 10.1016/j.jebo.2014.05.004.

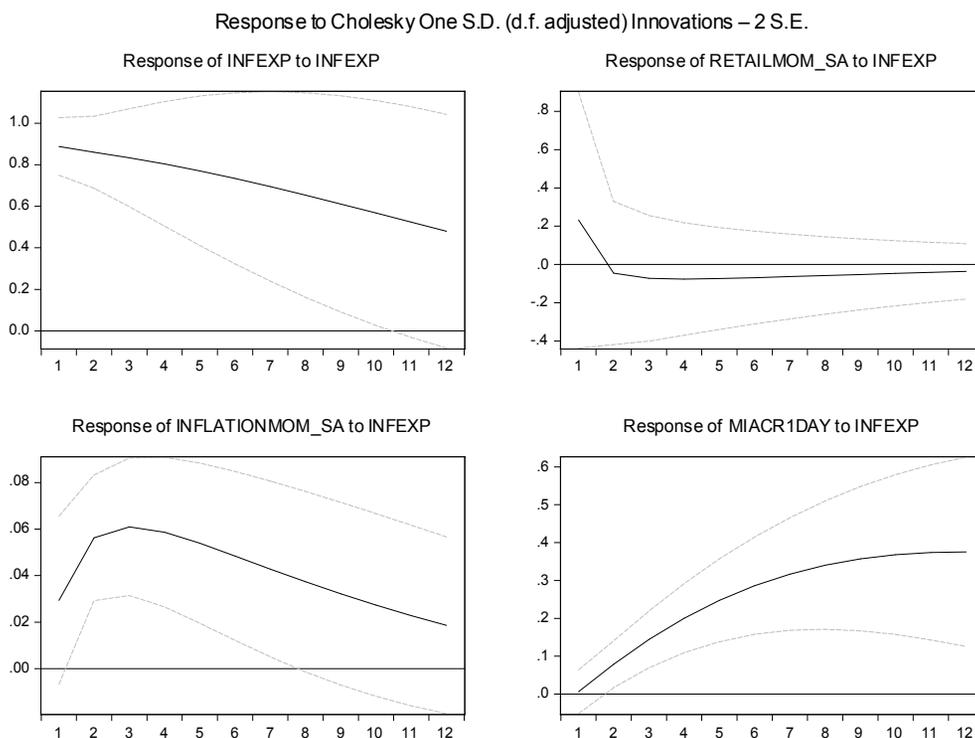
Larsen V. H., Thorsrud L. A., Zhulanova J. (2021). News-driven inflation expectations and information rigidities. *Journal of Monetary Economics*, 117, 507–520. DOI: 10.1016/j.jmoneco.2020.03.004.

Lei C., Lu Z., Zhang C. (2015). News on inflation and the epidemiology of inflation expectations in China. *Economic Systems*, 39 (4), 644–653. DOI: 10.1016/j.ecosys.2015.04.006.

Mavroidis S., Plagborg-Møller M., Stock J. H. (2014). Empirical evidence on inflation expectations in the New Keynesian Phillips curve. *Journal of Economic Literature*, 52 (1), 124–188. DOI: 10.1257/jel.52.1.124.

Поступила в редакцию 12.04.2022;  
принята в печать 10.06.2022.

## Приложение



**Рис. П1.** Функции импульсных откликов макроэкономических переменных на шок инфляционных ожиданий населения по данным инфОМ

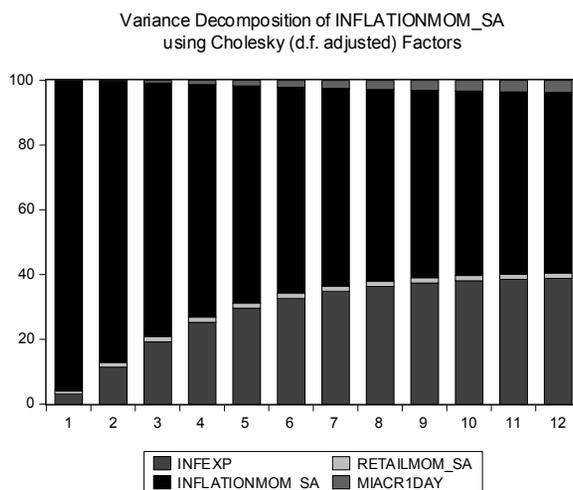


Рис. П2. Декомпозиция дисперсии ошибок фактической инфляции в модели с инфляционными ожиданиями населения по данным инфОМ

Petrova D. A. Assessment of inflation expectations based on internet data. *Applied Econometrics*, 2022, v. 66, pp. 25–38.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-66-25-38

**Diana Petrova**

RANEPa; Moscow, Russian Federation;  
petrova-da@ranepa.ru

### Assessment of inflation expectations based on internet data

This article provides assessments of inflation expectations of Russian internet users based on the posts of the social media Vkontakte and Google Trends search queries during 2014–2021. We collect posts from news communities and search queries to measure inflation expectations using inflation-related regular expressions. Inflation expectations based on internet data are highly correlated with actual inflation and reflect household concerns about price increases during 2014–2021. Granger causality tests have shown both measures of internet user inflation expectations can be potential predictors of actual inflation. An econometric analysis of the New Keynesian Phillips Curve is carried out using VAR from February 2015 to December 2021. The results suggest that an increase in inflation expectations is consistent with an increase in actual inflation and a tightening of monetary policy.

**Keywords:** inflation expectations; internet data; Vkontakte; Google Trends; search queries; VAR.

**JEL classification:** E31; E37; E52; D84.

## References

- Goloshchapova I., Andreev M. (2017). Measuring inflation expectations of the Russian population with the help of machine learning. *Voprosy Ekonomiki*, 6, 71–93 (in Russian). DOI: 10.32609/0042-8736-2017-6-71-93.
- Angelico C., Marcucci J., Miccoli M., Quarta F. (2022). Can we measure inflation expectations using Twitter? *Journal of Econometrics*, 228 (2), 259–277. DOI: 10.1016/j.jeconom.2021.12.008.
- Aromí J. D., Llada M. (2020). Forecasting inflation with twitter. <https://aaep.org.ar/anales/works/works2020/AromiLlada.pdf>.
- Bicchial M., Raja Sethu Durai S. (2019). Rationality of inflation expectations: An interpretation of Google Trends data. *Macroeconomics and Finance in Emerging Market Economies*, 12 (3), 229–239. DOI: 10.1080/17520843.2019.1599980.
- Castelnuovo E., Surico P. (2010). Monetary policy, inflation expectations and the price puzzle. *The Economic Journal*, 120 (549), 1262–1283. DOI: 10.1111/j.1468-0297.2010.02368.x.
- Coibion O., Gorodnichenko Y., Kamdar R. (2018). The formation of expectations, inflation, and the Phillips curve. *Journal of Economic Literature*, 56 (4), 1447–1491. DOI: 10.1257/jel.20171300.
- Gali J., Gertler M. (1999). Inflation dynamics: A structural econometric analysis. *Journal of Monetary Economics*, 44 (2), 195–222. DOI: 10.1016/S0304-3932(99)00023-9.
- Guzman G. (2011). Internet search behavior as an economic forecasting tool: The case of inflation expectations. *Journal of Economic and Social Measurement*, 36 (3), 119–167. DOI: 10.3233/JEM-2011-0342.
- Jha S., Sahu S. (2020). Forecasting inflation for India with the Phillips curve: Evidence from internet search data. *Economics Bulletin*, 40 (3), 2372–2379.
- Lamla M. J., Lein S. M. (2014). The role of media for consumers' inflation expectation formation. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 106 (C), 62–77. DOI: 10.1016/j.jebo.2014.05.004.
- Larsen V. H., Thorsrud L. A., Zhulanova J. (2021). News-driven inflation expectations and information rigidities. *Journal of Monetary Economics*, 117, 507–520. DOI: 10.1016/j.jmoneco.2020.03.004.
- Lei C., Lu Z., Zhang C. (2015). News on inflation and the epidemiology of inflation expectations in China. *Economic Systems*, 39 (4), 644–653. DOI: 10.1016/j.ecosys.2015.04.006.
- Mavroeidis S., Plogborg-Møller M., Stock J. H. (2014). Empirical evidence on inflation expectations in the New Keynesian Phillips curve. *Journal of Economic Literature*, 52 (1), 124–188. DOI: 10.1257/jel.52.1.124.

Received 12.04.2022; accepted 10.06.2022.

Прикладная эконометрика, 2022, т. 66, с. 39–67.

Applied Econometrics, 2022, v. 66, pp. 39–67.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-66-39-67

Д. Р. Сугаипов<sup>1</sup>

## Оценка влияния новостных шоков условий торговли на российскую экономику

*В работе исследуется влияние новостных шоков условий торговли на динамику выпуска, потребления, инвестиций, торгового баланса и обменного курса в России. Под новостями в работе понимается появление информации о будущих изменениях в экономике. Для выявления ожидаемых шоков используется метод максимизации доли дисперсии прогнозной ошибки временного ряда условий торговли на конечном горизонте в несколько кварталов. Полученные результаты свидетельствуют о том, что новостные шоки оказывают значимое влияние на российскую экономику и объясняют до 60% вариации основных показателей.*

**Ключевые слова:** новостные шоки; условия торговли; деловые циклы; максимум доли дисперсии ошибки прогноза.

**JEL classification:** E32; F41; D84.

### 1. Введение

Важным направлением исследований в макроэкономической теории является анализ причин экономических колебаний (Rebelo, 2005; Григорьев, Иващенко, 2010). В поисках ответов ученые проводят множество исследований, в центре внимания которых оказываются нефтяные, монетарные, фискальные, технологические и иные типы шоков. Однако чаще всего речь идет именно о неожиданных изменениях — появлении новых технологий, уменьшении предложения нефти, внезапном увеличении госрасходов или процентной ставки. Лишь со временем пришло понимание, что эти структурные шоки не приводят к флуктуациям, наблюдаемым в данных (Cochrane, 1994). Шоки производительности не генерируют однонаправленных откликов макропоказателей, монетарные шоки не могут объяснить существенную долю наблюдаемой вариации переменных, а некоторые другие в принципе сложно идентифицировать, не прибегая к DSGE-моделям (Barsky et al., 2015).

В качестве альтернативы некоторые исследователи стали изучать влияние ожидаемых шоков<sup>2</sup> на экономику. Основная идея состояла в том, что экономические агенты способны предсказывать будущий спрос, опираясь на доступную им информацию. Например, если индивиды предсказывают, что потребность в каком-то товаре в будущем возрастет, они могут

<sup>1</sup> Сугаипов Дени Ризванович — РАНХиГС, Москва; sugaipov-dr@ranepa.ru.

<sup>2</sup> В рамках данного исследования словосочетания «ожидаемый шок» и «новостной шок» синонимичны.

начать инвестировать в производство этого блага еще до того, как спрос на него сформируется. И если индивидов, получивших одинаковые прогнозы, будет очень много, тогда такая ситуация может привести к экономическому буму.

И наоборот, если прогнозы экономических агентов окажутся ошибочными, а предсказанный спрос выше реального, то экономика может быть переполнена инвестициями, что в итоге приведет к рецессии. Таким образом, ожидания агентов, построенные на новостях о будущих изменениях в экономике, могут стать факторами, приводящими к экономическим колебаниям. При этом важны не только простота и изящество идеи, но и то, какие проблемы она может решить. Так, к примеру, новостные технологические шоки способны объяснить возникновение рецессий, не опираясь на технологический регресс. Рецессия может возникнуть в случае, если новость о будущем росте производительности в момент реализации окажется недостоверной.

Пессимистичные и оптимистичные настроения индивидов могут оказаться важными и во многих других контекстах — говорится ли об ожиданиях по санкциям, внешнему спросу или прогнозах цен на нефть. Все эти внешнеэкономические факторы принимают особую значимость, когда рассматриваются малые открытые экономики, в том числе и Россия.

Цель настоящего исследования состоит в том, чтобы оценить влияние новостных шоков условий торговли на динамику российских макроэкономических показателей. Для достижения поставленной цели будем использовать два больших пласта научных работ. С одной стороны — это литература, посвященная анализу влияния новостных шоков производительности на экономику. В том числе одни из самых первых работ по новостным шокам, использовавшие векторные модели коррекции ошибок (Beaudry, Portier, 2006; Beaudry, Lucke, 2010). Также можно выделить статью (Barsky, Sims, 2011), в которой впервые был использован метод максимизации доли дисперсии ошибки прогноза (maximum forecast error variance share approach). В дальнейшем он стал основным для идентификации новостных технологических шоков. И отдельно стоит упомянуть последующую литературу, в которой этот метод модифицировался (Zeev, Khan, 2015; Kurmann, Sims, 2021).

С другой стороны, стоит обратить внимание на работы, рассматривающие влияние условий торговли на циклические колебания. Важность неожиданных шоков условий торговли для развивающихся стран была определена еще в исследованиях (Mendoza, 1995; Kose, 2002), но более современные работы (Schmitt-Grohé, Uribe, 2018) не смогли подтвердить выводов ранних статей. Используя метод максимизации доли дисперсии ошибки прогноза, (Zeev et al., 2017) выяснили, что для развивающихся стран более важными могут оказаться ожидаемые шоки условий торговли, а не неожиданные.

Данная работа также будет основана на модифицированном методе максимизации доли дисперсии ошибки прогноза (Zeev et al., 2017). В большей части литературы, использующей данную методологию для идентификации новостных технологических шоков, предполагается, что появление новостей о будущем увеличении производительности не может мгновенно повлиять на текущий уровень производительности. Но новости о будущих изменениях в условиях торговли могут оказывать влияние на сами условия торговли в тот же период, когда появилась новость. Это становится возможным через канал изменения запасов. Для того чтобы учесть возможность мгновенного влияния новостей на экономику, Zeev et al. (2017) используют модификацию подхода (Barsky, Sims, 2011), представленную в (Kurmann, Sims, 2021). Однако этот метод не дает возможности однозначно определить выявленный

шок как новостной, поскольку он включает как ожидаемую, так и неожиданную компоненты. По этой причине Zeev et al. (2017) называют такой шок «шоком, дополненным новостями»<sup>3</sup>.

Что касается метода оценивания, то будет использоваться байесовская векторная авторегрессия (BVAR) с неинформативным априорным распределением. Байесовский подход полезен тем, что позволяет решать проблему «проклятия размерности». Таким образом, сначала оцениваем VAR-модель в приведенной форме, где текущие значения всех переменных будут зависеть от своих лагов. А затем используем полученные остатки из модели в приведенной форме для поиска структурных шоков с помощью максимизации доли дисперсии ошибки прогноза.

Настоящая работа дополняет существующие отечественные исследования, рассматривающие влияние цен на нефть на макропоказатели в России. Известно, что нефтяные цены играют важную роль в динамике выпуска, потребления, инвестиций и обменного курса (Пестова, Мамонов, 2016; Шоломицкая, 2017; Дробышевский и др., 2018; Ломоносов и др., 2020; Зубарев, Рыбак, 2020), однако роль ожиданий экономических агентов остается под вопросом. Одной из наиболее близких к данному исследованию является статья (Ломоносов и др., 2021), где среди прочего идентифицируется спекулятивный шок цен на нефть. Этот шок отражается в изменениях запасов нефти, что перекликается с новостным шоком условий торговли. Стоит также отметить, что зачастую именно ценами на нефть аппроксимируют условия торговли, поскольку именно цены на нефть являются основной движущей компонентой этого показателя в России.

Дальнейшее изложение построено следующим образом. Во втором разделе представлен обзор литературы по теме исследования. В третьем разделе описаны используемые данные и модель. Четвертый раздел посвящен результатам эконометрической оценки, а в пятом представлена проверка устойчивости полученных результатов.

## 2. Обзор литературы

На протяжении длительного периода времени вопрос о том, могут ли неожиданные изменения условий торговли являться причиной экономических колебаний в развивающихся странах, не вызывал серьезных споров. Работы (Mendoza, 1995; Kose, 2002) однозначно определяли важность этих шоков. В них для ответа на поднятый вопрос были построены динамические стохастические модели общего равновесия малых открытых экономик. В первой из этих статей было обнаружено, что неожиданный положительный шок условий торговли приводит к росту инвестиций, выпуска, потребления и торгового баланса в краткосрочном периоде. Важность выявленного шока подчеркивалась тем, что он объясняет около половины вариации выпуска. Kose (2002) в своей работе модифицировал модель Mendoza (1995), чтобы учесть эмпирически значимые характеристики развивающихся стран. Так, он обнаружил, что шоками мировых цен<sup>4</sup> можно объяснить 88% вариации выпуска и 90% вариации инвестиций в развивающихся экономиках.

<sup>3</sup> В дальнейшем в тексте для краткости выявленный шок будет называться и как «новостной», и как «ожидаемый», хотя корректнее было бы писать «шок, дополненный новостями».

<sup>4</sup> Kose (2002) концентрировался на шоках относительных цен товаров промышленного назначения и промежуточных товаров по сырью, а не на шоках условий торговли по той причине, что условия торговли не в полной мере отражают изменения сильно волатильных относительных цен экспортных и импортных товаров.

Позже появилось исследование (Schmitt-Grohé, Uribe, 2018), в котором важность шоков условий торговли для бедных и развивающихся стран была поставлена под сомнение. Авторы на основе SVAR-модели с краткосрочными ограничениями обнаружили, что вышеупомянутые шоки объясняют всего около 10% колебаний деловой активности. Разрыв в предсказаниях между теоретическими моделями более ранних исследований и своей работой авторы объяснили с помощью различий в используемых статистических показателях при калибровках. Корректировка расчетов реального выпуска как раз и привела к уменьшению важности идентифицированных шоков, что, на первый взгляд, согласовывалось с выводами из их SVAR-модели. Однако результаты оценивания модели векторной авторегрессии и результаты калибровки теоретической модели на уровне отдельных стран оказались противоречивыми. Исследователи не смогли найти объяснения обнаруженному факту и оставили этот вопрос открытым.

Ответ на выявленное эмпирическое несоответствие попытались дать Zeev et al. (2017), которые предположили, что выводы исследования (Schmitt-Grohé, Uribe, 2018)<sup>5</sup> могли оказаться неверными вследствие игнорирования новостной составляющей шоков условий торговли. Как считали авторы, экономические агенты способны легко предсказывать будущие изменения условий торговли, т. к. могут распознавать причины, лежащие в основе будущих изменений. А значит, индивиды способны подстраивать свои экономические решения под меняющуюся конъюнктуру.

Строго говоря, работы, рассматривающие ожидания как причину экономических колебаний, появились не так давно. Одно из самых ранних упоминаний термина «новостной шок» можно найти в статье (Cochrane, 1994). Автор не обнаружил подтверждения тому, что технологические, монетарные или нефтяные шоки могут являться причиной экономических колебаний в США. И в качестве альтернативного варианта он предлагает рассматривать то, какую роль в деловой активности может играть информация, получаемая экономическими агентами. Как считает исследователь, если индивиды получают плохие новости о будущем, они могут снизить свое потребление, что в итоге может привести к рецессии.

Сама же идея о том, что экономические колебания могут возникать вследствие ожиданий экономических агентов, далеко не нова и своими корнями уходит к (Pigou, 1927). Согласно этой точке зрения, причина колебаний заключается в «метаниях умов» всего делового мира между оптимистичными и пессимистичными ожиданиями, что проявляется в виде соответствующих ошибок — какие-то ожидания оказываются чересчур оптимистичными, другие, наоборот, слишком пессимистичными. Это очень близко к (Keynes, 1936, 383–384) с его «animal spirits», который также подчеркивал важность волн пессимизма и оптимизма как движущих сил, стоящих за экономическими колебаниями. Таким образом, изменения ожиданий экономических агентов могут являться серьезным драйвером флуктуаций.

Более подробно механизм влияния и проблема измерения новостных шоков разбираются в обзорной статье (Beaudry, Portier, 2014). Как пишут авторы, если индивиды прогнозируют высокую потребность в каких-то благах в будущем, то они могут начать больше инвестировать, чтобы удовлетворить этот будущий спрос. При этом у индивидов есть два варианта. Они могут инвестировать как в сектор, в котором непосредственно произойдет изменение, так и в комплементарные секторы, которые также выиграют от изменений. С учетом того,

<sup>5</sup> Более ранний вариант этой работы вышел в 2015 г. в виде препринта NBER ([https://www.nber.org/system/files/working\\_papers/w21253/visions/w21253.rev0.pdf](https://www.nber.org/system/files/working_papers/w21253/visions/w21253.rev0.pdf)).

что этой деятельностью будет заниматься большое число экономических агентов, такая стратегия приведет к экономическому буму. Если же эти прогнозы окажутся ошибочными и предсказанный спрос будет выше реального, экономика будет переполнена инвестициями, и в результате произойдет рецессия.

Несмотря на общую простоту идеи, оценить влияние новостных шоков на экономику сложно по двум основным причинам. Первая причина — это сложность измерения силы, которая является причиной колебаний (эта сила — предсказания агентов о будущих потребностях экономики). Вторая причина — сложность создания простой модели, которая учитывает, что причиной циклических колебаний могут являться ожидания агентов. Так, исследователи сталкиваются с рядом трудностей в попытках продемонстрировать, как новостные технологические шоки могут приводить к сопоставленным изменениям выпуска, инвестиций, потребления и отработанных часов (Barsky et al., 2015). Проблема возникает в стандартных неоклассических моделях — согласно рассуждениям (Barro, King, 1984), потребление и предложение труда (наряду с инвестициями) будут двигаться в противоположных направлениях, если не произойдет увеличения предельного продукта труда. Решению этой задачи посвящено несколько теоретических работ (Beaudry, Portier, 2007; Jaimovich, Rebelo, 2009).

Для получения требуемого результата (Beaudry, Portier, 2007) приходится строить трехсекторную модель экономики, состоящую из секторов товаров конечного потребления, а также товаров краткосрочного и длительного пользования. В такой модели можно добиться роста как инвестиций, так и потребления, поскольку решения о текущих инвестициях будут приниматься обособленно от решений по потреблению. Этот эффект достигается за счет того, что новости о будущих изменениях касаются именно сектора товаров краткосрочного пользования (или же промежуточных товаров), а они, в свою очередь, комплементарны капиталу, используемому для производства в секторе товаров конечного потребления. Таким образом, индивидам становится выгодно начинать инвестировать сразу после появления новостей. Согласно модели, если новости о будущем увеличении производительности будут возникать в каких-то других секторах, они не будут приводить к деловым циклам. Вместо этого экономическим агентам окажется выгоднее дожидаться реализации технологического шока и затем начинать инвестировать.

Другой подход применен в работе (Jaimovich, Rebelo, 2009). Авторы вводят в свою теоретическую модель три элемента — переменное использование капитала, издержки изменения инвестиций и особые предпочтения работников, которые позволяют варьировать силу влияния эффекта дохода на предложение труда. Они играют ключевую роль в достижении сопоставленных изменений макропоказателей.

Если использование основного капитала будет постоянным, то в ответ на ожидаемый технологический шок инвестиции будут падать, занятость и выпуск не будут меняться и лишь потребление вырастет. Издержки изменения инвестиций необходимы для того, чтобы экономические агенты реагировали на новости заранее, а не ждали реализации технологий. Что же касается предпочтений работников, то введенная авторами предпосылка позволяет варьировать эффект дохода во времени — так, чтобы в краткосрочном периоде наблюдалось увеличение отработанных часов в ответ на шок, а в долгосрочном периоде они возвращались к устойчивому состоянию.

В таком случае будущее увеличение производительности будет означать, что в какой-то момент придется наращивать и инвестиции. Но если существуют издержки изменения капитала, то фирмам станет выгодно сглаживать инвестиции во времени, поэтому они начнут

расти уже после появления новостей. Увеличение инвестиций приведет к снижению стоимости установленного капитала в единицах потребления. Поскольку капитал теперь менее ценный, и его дешевле заменить, то из-за этого становится выгодным повысить загрузку мощностей. Это, в свою очередь, приводит к росту предельного продукта труда. Если эффект дохода мал, то будет наблюдаться одновременно и увеличение количества отработанных часов, и увеличение потребления.

Если же обратиться к шокам условий торговли, то, согласно (Schmitt-Grohé, Uribe, 2018), неожиданный положительный шок условий торговли приводит к укреплению реального обменного курса из-за притока валюты в страну. Вместе с тем возникает эффект дохода от увеличения цены экспортных товаров — за продажу того же объема экспортных товаров, что и раньше, экономические агенты могут выручить больше денег, что способствует увеличению спроса на все группы товаров. Таким образом, в результате шока происходит увеличение экспорта и импорта и улучшение торгового баланса (в стоимостном выражении). Можно ожидать положительного влияния на торговый баланс в силу некоторой инерционности изменения спроса на импортные товары в условиях быстрого роста стоимостных объемов экспорта при улучшении условий торговли. Кроме того, условия торговли будут положительно влиять на выпуск в долгосрочном периоде через накопление капитала (Полбин, 2017).

Схожую реакцию можно проследить и в ответ на новостной шок условий торговли. Новости об изменениях условий торговли в будущем могут влиять на текущие условия торговли через канал запасов, например, вынуждая экономических агентов увеличивать запасы сырья в ожидании будущего роста цен на это сырье. Увеличение спроса на запасы приведет к росту относительной цены экспорта, что и будет улучшением условий торговли. Таким образом, в дальнейшем будет наблюдаться такое же влияние новостного шока на основные макроэкономические показатели, как и при неожиданном положительном шоке условий торговли. Если экономические агенты будут ожидать роста доходов в будущем, то они могут начать потреблять больше уже в текущем периоде, сглаживая свое потребление во времени. Будущее улучшение условий торговли сделает выгодными инвестиции в экспортные сектора, т. к. экономические агенты захотят продать больше товаров по более высокой цене, но также вырастут инвестиции и во внутренние сектора, поскольку увеличится потребительский спрос. Таким образом, ожидаемые улучшения условий торговли способны привести к увеличению как расходов домашних хозяйств, так и инвестиций.

В соответствии с этим, довольно часто можно наблюдать примерно одинаковую реакцию переменных в ответ на неожиданные и ожидаемые события, происходящие в экономике. Например, в работе (Gomes et al., 2017) анализируется, какой эффект на экономику оказывает новостной шок монетарной политики. Так, если экономические агенты ожидают отклонения в правилах установки процентных ставок регулятором, отличающихся от его обычного поведения (к примеру, если центральный банк решил провести в будущем сдерживающую монетарную политику, и из-за этого агенты ожидают более высоких процентных ставок), то индивиды станут сокращать текущее потребление и инвестиции. Падение спроса снизит инфляционное давление. Кроме того, снизится заработная плата, а вслед за ней и отработанные часы. Мгновенное снижение инфляции и разрыва выпуска приведет к первоначальному снижению процентной ставки, которая затем повысится после реализации сдерживающей монетарной политики. Это является самым существенным отличием от случая неожиданного шока сдерживающей монетарной политики, при котором процентная ставка начинает увеличиваться моментально. Для остальных переменных исследователи

обнаруживают, что новостной шок оказывает более сильный и продолжительный эффект, чем неожиданный шок.

Кроме того, не стоит забывать, что изменения фискальной политики также вполне могут быть ожидаемыми. Часто внедрение новой налоговой политики занимает существенное время, так что экономические агенты обладают возможностью отреагировать на предстоящие перемены еще до их реализации. Согласно исследованию (Mertens, Ravn, 2012), ожидаемое снижение налогов, например, на доходы физических лиц, стимулирует фирмы откладывать закупки капитала и создает эффект межвременного замещения труда. В результате снижаются инвестиции, падает количество отработанных часов, а вместе с тем снижается и выпуск. Неожиданным является то, что новостной шок никак не влияет на потребление до реализации. Mertens, Ravn (2011) демонстрируют, что влияние ожидаемого фискального шока на потребление зависит от эффекта дохода. За счет этого эффекта должно происходить увеличение потребления товаров кратковременного пользования. Но падение выпуска приводит к увеличению реальной процентной ставки, что снижает потребление товаров длительного пользования. И так как эти две категории товаров комплементарны, а влияние на них разнонаправленно, то это может являться причиной отсутствия существенного влияния новостей о налоговых изменениях на потребление.

Как видим, современные исследования по новостям о будущих изменениях охватывают множество различных направлений. Можно говорить о новостных технологических, фискальных, монетарных или нефтяных шоках. Но более значимой выглядит классификация исследований по новостным шокам на основе природы самих новостей. Определим всего два различных направления. К первому можно отнести все статьи, в которых новостные шоки выявляются за счет наблюдаемых в данных специфических сигналах, получаемых агентами. Это могут быть изменения налоговой политики, которые становятся известными за 90 дней до их введения (Mertens, Ravn, 2012), открытие новых месторождений газа и нефти (Arezki et al., 2017) или же такие новости, как появление информации об участии в Олимпийских Играх (Brückner, Pappa, 2015).

Для данного исследования более важным является другое направление, в котором новостные шоки не выявляются напрямую за счет новостей. К нему можно отнести работы, в которых в качестве возможной причины экономических флуктуаций рассматриваются новостные технологические шоки. Эти исследования в основном базируются на SVAR- и DSGE-моделях, но имеют ряд особенностей, о которых нужно упомянуть.

В первую очередь стоит сказать о проблеме нефундаментальности (non-fundamentality problem), которая является актуальной для SVAR-моделей с новостными шоками (Kilian, 2013; Beaudry, Portier, 2014). Эта проблема возникает тогда, когда у эконометриста, оценивающего какую-то модель, меньше информации о происходящем в экономике, чем у экономических агентов. Как указывают (Beaudry et al., 2019), в таком случае исследователь не будет способен идентифицировать структурные шоки, основываясь только на данных о прошлом и настоящем.

Тем не менее, Beaudry и Portier (2014) подчеркивают два важных момента. Первый заключается в том, что проблема нефундаментальности возникает не всегда. Второй, более важный — SVAR-модели даже с учетом проблемы нефундаментальности могут давать корректные результаты. Для этого необходимо включать в модель переменные, содержащие информацию об изменениях в тех показателях, которые подвержены проблеме нефундаментальности. Эти переменные не обязательно должны быть теми сигналами, на основании

которых индивиды строят свои прогнозы и принимают решения. Но они должны отражать то, что экономические агенты получили какую-то информацию.

Таких «прогнозных» переменных существует довольно много. В литературе по новостным шокам производительности зачастую используют цены акций, индексы потребительской уверенности и даже такие макроэкономические показатели, как инфляцию и потребление (Barsky et al., 2015).

В целом, для идентификации новостных шоков мало подходят стандартные методы, широко применяемые в эмпирической литературе для нахождения неожиданных шоков. В одном из первых исследований по этой тематике (Beaudry, Portier, 2006) использовалась векторная модель коррекции ошибок с краткосрочными и долгосрочными идентификационными ограничениями для того, чтобы выяснить, могут ли новостные технологические шоки быть причиной циклических колебаний. Авторы считали, что ожидаемые изменения совокупной факторной производительности не будут моментально влиять на уровень технологий, но окажут мгновенное воздействие на цены акций крупных технологических компаний.

Позже это исследование подверглось серьезной критике со стороны научного сообщества. Одной из основных проблем использованного подхода являлось то, что эконометрическая модель давала интерпретируемые результаты, только если в системе оказывалось не больше двух переменных (Kurmman, Mertens, 2014).

Новый метод был предложен в работе (Barsky, Sims, 2011). Здесь использовался подход максимизации доли дисперсии ошибки прогноза на конечном горизонте времени для нахождения новостного технологического шока. Дальнейшие исследования в этой области базируются именно на таком подходе, обычно ссылаясь на него как на метод среднесрочных ограничений (Barsky et al., 2015; Zeev, Khan, 2015). Описание этого метода также можно найти во многих работах, например, в (Kilian, 2013; Kurmman, Sims, 2021), хотя корнями он уходит к работе (Uhlig, 2003).

Для начала опишем процесс генерации данных для производительности. Представим себе, что задан логарифм совокупной производительности  $a_t$  как стохастический процесс с двумя структурными шоками: неожиданным технологическим шоком и новостным шоком, который содержит информацию о будущих изменениях. Эти два шока суммарно отвечают за всю вариацию показателя  $a_t$ :

$$a_t = (G_{11}(L), G_{12}(L)) \begin{pmatrix} w_{1t} \\ w_{2t} \end{pmatrix}, \quad (1)$$

где  $G(L)$  — полином коэффициентов скользящего среднего,  $w_{it}$  — структурные шоки. При этом  $G_{12}(0) = 0$ , так что только  $w_{1t}$  влияет моментально на текущую производительность. Таким образом,  $w_{2t}$  — это и есть будущий технологический шок.

Получается, что  $w_{2t}$  идентифицируется как шок, объясняющий будущие изменения в  $a_{t+1}, a_{t+2}, \dots, a_{t+H}$ , не учитываемые неожиданными шоками, где  $H$  — это какой-то конечный горизонт. В литературе он известен под названием горизонт усечения (truncation horizon)<sup>6</sup>.

<sup>6</sup> Этот горизонт определяется на основе ожиданий. В случае новостных технологических шоков принято выбирать горизонт в 5–15 лет, т. к. примерно столько времени проходит между появлением информации о технологии и внедрением этой технологии в эксплуатацию. Для новостных шоков условий торговли (Zeev et al.,

Теперь опишем саму модель. Есть вектор переменных  $y_t$  размерности  $k \times 1$ , где уровень производительности  $a_t$  является первой переменной. Тогда можно записать VMA модель в форме

$$y_t = B(L)u_t, \quad (2)$$

где  $u_t$  — вектор  $k \times 1$  изменений с нулевым математическим ожиданием и ковариационной матрицей  $\Sigma_u = E(u_t u_t')$ , а  $B(L) = I + B_1 L + B_2 L^2 + \dots$  — лаговый полином.

Также представим, что есть линейное соответствие между инновациями и структурными шоками, записанное в виде

$$u_t = A_t \xi_t, \quad (3)$$

где  $\xi_t$  — вектор  $k \times 1$  структурных шоков,  $A$  — матрица  $k \times k$ ,  $\Sigma_u = AA'$ .

Таким образом, идентификация структурных шоков подразумевает поиск такой матрицы  $A$ , которая инновациям  $u_t$  приводит в соответствие структурные шоки  $\xi_t$ . Например, матрица  $\tilde{A}$ , получаемая из разложения Холецкого, может быть одним из вариантов решения. В таком случае все возможные варианты записи матрицы  $A$ , удовлетворяющие условию  $\Sigma_u = AA'$ , можно представить в виде произведения матрицы  $\tilde{A}$  из разложения Холецкого на ортогональную матрицу  $D$  ( $DD' = I$ ), т. е.  $\tilde{A}D = A$ . В таком случае идентификация структурных шоков сводится к выбору ортогональной матрицы  $D$ .

Теперь запишем VMA модель в структурной форме:

$$y_t = C(L)\xi_t, \quad (4)$$

где  $C(L) = B(L)\tilde{A}D$ .

Тогда ошибка прогноза  $y_t$  на  $h$  шагов вперед будет равняться

$$y_{t+h} - E_{t-1}y_{t+h} = \sum_{\tau=0}^h B_{t,\tau} \tilde{A}D \xi_{t+h-\tau}. \quad (5)$$

Способность шока объяснять будущие изменения переменных оценивается с помощью декомпозиции дисперсии ошибки прогноза (FEVD). Тогда доля дисперсии ошибки прогноза переменной  $i$ , относящейся к шоку  $j$  на горизонте  $h$ , равна

$$\Omega_{ij}(h) = \frac{\sum_{\tau=0}^h B_{i,\tau} \tilde{A} \gamma_j \gamma_j' \tilde{A}' B_{i,\tau}'}{\sum_{\tau=0}^h B_{i,\tau} \Sigma_u B_{i,\tau}'}, \quad (6)$$

где  $B_{i,\tau}$  —  $i$ -я строка лагового полинома, вычисленная при  $L$  в степени  $\tau$ ,  $\gamma_j$  —  $j$ -й столбец матрицы  $D$ .

2017) в базовой постановке модели берут промежутков в 5 кварталов, хотя, согласно имеющейся литературе, оптимальный горизонт прогнозирования цен на сырье составляет 1–2 года.

Теперь, согласно методу Barsky и Sims (2011), идентификация новостного шока состоит в выборе такого  $\gamma$ , который максимизирует сумму долей дисперсий ошибок прогноза производительности (она идет первой в модели) на каком-то конечном горизонте  $H$  с учетом ограничения, что новостной шок ортогонален текущей производительности. Это позволяет сформулировать оптимизационную задачу следующего вида:

$$\gamma^* = \operatorname{argmax}_{\gamma} \sum_{h=0}^H \Omega_{12}(h). \quad (7)$$

При этом первый элемент вектора  $\gamma = \gamma_2$  равен 0, что и означает отсутствие моментального влияния новостного шока на уровень производительности, а  $\gamma' \gamma = 1$ . Второе условие гарантирует, что вектор  $\gamma$  принадлежит ортогональной матрице. Индекс  $i = 1$ , поскольку производительность является первой переменной в модели, а  $j = 2$ , т. к. новостной шок является, без потери общности, вторым шоком в  $\xi_t$ .

Zeev et al. (2017) использовали модификацию описанного выше метода для идентификации новостных шоков условий торговли. В большинстве работ по ожидаемым технологическим шокам обычно предполагается, что новости о будущем уровне производительности не могут оказывать мгновенного эффекта на текущую производительность, однако эта предпосылка не выполняется, если говорить об условиях торговли. Существует несколько работ, которые описывают, как запасы сырья могут влиять на его ценообразование (Pindyck, 2001; Roache, Erbil, 2010). Так, Pindyck (2001) указывает, что запасы могут использоваться для снижения издержек изменения производства в ответ на предсказываемые колебания спроса, а также помогают обеспечить своевременные поставки и избежать дефицита товаров. Таким образом, производителям важно учитывать ожидаемые величины запасов при определении уровня текущего производства. Например, если экономические агенты будут ожидать роста цен на нефть вследствие сокращения предложения сырья, они могут начать увеличивать запасы нефти уже сейчас, чтобы предупредить возникновение дефицита. Такая ситуация может привести к незамедлительному повышению нефтяных цен вследствие неожиданного увеличения спроса на рынке. Это предположение является реалистичным в том смысле, что движения запасов в отдельные исторические периоды опережали изменения цен на мировом рынке нефти (Baumeister, Kilian, 2016).

Отказ от предпосылки об отсутствии мгновенного эффекта имеет свой недостаток, который уже упоминался раньше. Выбранный метод идентификации не позволяет выделить отдельно новостной шок, как это проделывалось в литературе по ожидаемым технологическим шокам. Тем не менее, выявленный в (Zeev et al., 2017) «шок условий торговли сырьем, дополненный новостями», объясняет в среднем около 50% циклических колебаний в странах Латинской Америки и приводит к мгновенному увеличению выпуска, потребления, инвестиций и торгового баланса, а также к снижению спредов по гособлигациям. Полученные результаты свидетельствуют о важности шоков условий торговли для развивающихся экономик.

Эта корректировка довольно просто представима в рамках описанной выше модели. Единственное, что требуется для этого — не налагать дополнительного ограничения на вектор  $\gamma$ , т. е. первый элемент этого вектора не должен равняться нулю.

Кроме того, Zeev et al. (2017) вносят изменения в оптимизационную задачу (7). Вместо максимизации суммы долей дисперсий ошибок прогноза они ищут шок, который объяснял бы максимальную долю дисперсии в конце горизонта  $H$ . Эта идея взята из работы

(Kurzmann, Sims, 2021)<sup>7</sup>. Как указывают (Kurzmann, Sims, 2021), применение такого подхода оказывается устойчивым к возможным ошибкам измерения циклической компоненты временного ряда<sup>8</sup>. В таком случае формулу (7) следует переписать в виде

$$\gamma^* = \operatorname{argmax}_{\gamma} \Omega_{12}(H). \quad (8)$$

Горизонт  $H$  принимается равным 5 кварталам. Такое число было выбрано на основе оптимальных горизонтов прогнозирования цен на сырье, которые, согласно работам (Bowman, Nusain, 2004; Chinn, Coibion, 2014), варьируются между 1 и 2 годами. Однако стоит отметить, что в первой из этих работ хорошие прогнозы на период до 2 лет удалось получить лишь для цен на металлы и сельскохозяйственное сырье, а во второй было продемонстрировано, что годовые прогнозы цен на нефть получаются немного лучше полугодовых. В пользу точности прогнозов нефтяных цен на 4 квартала говорят также и результаты (Alquist et al., 2013). В этой статье указывается, что исследователи в своих предсказаниях нефтяных цен зачастую ориентируются на нефтяные фьючерсы, и включение данных по фьючерсам приводит к улучшению прогнозов нефтяных цен на интервале в 1 год. При этом включение в модель фьючерсов не приводит к значимому улучшению точности прогнозов на более коротких или длинных временных промежутках.

Другая проблема касается основного результата работы (Zeev et al., 2017). Исследователи делают вывод о значимости новостного шока на основе средней оценки по группе стран Латинской Америки, не контролируя структурные сдвиги, которые могли происходить в этих экономиках в разные периоды времени. А результаты на уровне отдельных стран показывают, что доля объясненной дисперсии переменных может существенным образом меняться. Например, в Аргентине новостной шок объяснял в среднем 35% вариации выпуска, тогда как в Колумбии — 64%.

В целом же исследование (Zeev et al., 2017) хорошо соотносится с другими работами, изучавшими влияние шоков сырьевых цен на экономику. Например, в (Shousha, 2016; Fernández et al., 2017, 2018) было продемонстрировано, что шоки цен на сырьевые товары оказывают значительный эффект на развивающиеся страны и объясняют 20–50% вариации основных макроэкономических показателей, хотя в этих статьях речь шла только о неожиданных изменениях.

Что же касается исследований по оценке влияния изменений условий торговли на российскую экономику, то здесь также можно выделить несколько работ. Например, в (Полбин, 2017; Ломоносов и др., 2020) условия торговли аппроксимировались с помощью цен на нефть. В этих статьях было продемонстрировано, что изменение цен на нефть оказывалось наиболее важным фактором, влияющим на российскую экономику, среди прочих рассматриваемых шоков. При этом увеличение цен на нефть оказывало как положительное влияние на темпы роста выпуска в краткосрочном периоде, так и отрицательное в среднесрочном. Учитывая

<sup>7</sup> Более ранняя версия работы была доступна в 2016 г. (см. [https://www.nber.org/system/files/working\\_papers/w23142/w23142.pdf](https://www.nber.org/system/files/working_papers/w23142/w23142.pdf)).

<sup>8</sup> Для многих работ по новостным технологическим шокам актуальна проблема правильного расчета совокупной факторной производительности (СФП). Результаты исследований могут различаться в зависимости от выбранного способа корректировки этого временного ряда на загрузку мощностей. Подход (Kurzmann, Sims, 2021) как раз и позволял добиваться примерно одинаковых результатов для различных вариантов расчета показателя.

это, необходимо проанализировать, как ожидания агентов по условиям торговли могут влиять на макроэкономические показатели в России.

Таким образом, существует не так много отечественных исследований, посвященных влиянию ожиданий экономических агентов на динамику макроэкономических показателей, хотя в зарубежных исследованиях эта тема раскрыта достаточно широко, и с теоретической точки зрения определены каналы влияния новостных шоков на экономику. Однако существующие зарубежные исследования по новостным шокам условий торговли не акцентируют внимания на структурных изменениях, а игнорирование этого факта может оказывать существенное влияние на получаемые оценки. На основании проведенного обзора литературы можно сделать вывод, что при использовании метода максимизации доли дисперсии ошибки прогноза важно корректно определять горизонт усечения. А поскольку основной компонентой, влияющей на условия торговли в России, являются цены на нефть, то в качестве оптимального прогнозного периода в настоящей работе выбран 1 год.

### 3. Описание используемых данных и эконометрической модели

Для настоящего исследования используются ежеквартальные данные по российской статистике с 1 квартала 2000 г. по 4 квартал 2019 г. Оценивается модель с 7 переменными, и используются различные методы идентификации для обнаружения ожидаемого и неожиданного шоков. Основной экзогенной переменной в модели являются условия торговли<sup>9</sup>, представляющие собой отношение дефлятора экспорта к дефлятору импорта. Дефляторы были рассчитаны как индексы Пааше. В качестве эндогенных переменных используются ВВП, расходы на потребление домашних хозяйств и валовое накопление основного капитала (в постоянных ценах 2016 г.), а также реальный эффективный обменный курс, торговый баланс, представляющий собой разность между экспортом и импортом в текущих ценах как долю от ВВП в текущих ценах, и индекс цен на недвижимость в России. Условия торговли, выпуск, потребление, инвестиции и торговый баланс очищены от сезонности с помощью процедуры X-13 ARIMA в Gretl, затем взяты логарифмы реальных переменных. Обменный курс представлен таким образом, чтобы увеличение этого показателя обозначало укрепление национальной валюты. Чтобы оценить влияние новостного шока условий торговли на цены недвижимости, используется индекс цен на первичном рынке жилья на конец квартала к концу предыдущего квартала. Затем темпы роста аккумулируются для получения ряда в уровнях. Более подробная и систематизированная информация о наборе переменных, источниках данных и преобразованиях над показателями представлена в табл. П1<sup>10</sup>.

Согласно (Zeev et al., 2017), реальный эффективный обменный курс может содержать информацию о будущих изменениях условий торговли. В данной работе именно эта переменная выступает в качестве индикатора того, что экономические агенты получили какие-то сигналы о будущем.

В базовую спецификацию модели все перечисленные показатели входят в уравнения. Конечно, проведенные статистические тесты указывают, что большая часть рядов

<sup>9</sup> Обычно предполагается, что развивающиеся страны не являются крупными игроками на мировом рынке, а потому принимают условия торговли как экзогенно заданные.

<sup>10</sup> Таблицы и рисунки с литерой «П» находятся в Приложении.

нестационарна, однако оценивание модели в уровнях дает устойчивые результаты с учетом возможного наличия коинтеграционных соотношений неизвестной формы (Barsky, Sims, 2011; Sims et al., 1990).

Таким образом, VAR-модель, которая оценивается в настоящей работе, можно представить в следующем виде:

$$y_t = C + \sum_{i=1}^p A_i y_{t-i} + \sum_{i=0}^l B_i x_{t-i} + dz_t + e_t + fz_t t + \varepsilon_t, \quad (9)$$

где  $y_t$  — вектор переменных, в котором на первом месте стоят условия торговли,  $C$  — вектор констант,  $x_t$  — вектор экзогенных переменных,  $z_t$  — фиктивная переменная, используемая для учета структурного сдвига в российской экономике, кроме того, в модель включается тренд с изломом,  $p$  и  $l$  обозначают число лагов эндогенных и экзогенных показателей соответственно. Включение в модель структурного сдвига обосновывается тем, что в определенный период времени фаза высоких темпов роста экономики России сменилась фазой низких темпов роста. В качестве даты сдвига выбран 3 квартал 2007 г. в соответствии с исследованием (Полбин, Скроботов, 2016).

Модель оценивалась с помощью байесовского подхода с неинформативным априорным распределением. Были проведены симуляции размером 10000 выборок из апостериорного распределения параметров VAR-модели в приведенной форме, после чего для каждого семпла была решена оптимизационная задача (8) с учетом возможности мгновенного влияния новостного шока условий торговли на условия торговли в текущем периоде. Полученные результаты были использованы при построении доверительных интервалов для функций импульсных откликов, а в качестве точечных оценок было решено взять медианные значения.

В базовой постановке модели используется по два лага эндогенных переменных, а максимизация доли дисперсии ошибки прогноза происходит на горизонте в 4 квартала. Число лагов было выбрано на основе критериев Акаике и Шварца. Критерий Акаике указывал на то, что в модель необходимо включить по 4 лага каждой переменной, тогда как байесовский информационный критерий (Шварца) рекомендовал использовать всего по одному лагу. В соответствии с этим было решено взять промежуточное число между этими двумя значениями. Горизонт усечения в 4 квартала был выбран исходя из оптимальных горизонтов для прогнозирования цен на нефть. Все расчеты осуществлялись с помощью программного обеспечения MATLAB.

Также было решено сравнить новостной шок с неожиданным шоком условий торговли. Идентификация неожиданного шока происходит с помощью разложения Холецкого, которое часто используют в эмпирической литературе для обнаружения структурных шоков. К тому же, как указывают Schmitt-Grohé, Uribe (2018), если анализ полностью сосредоточен на шоках условий торговли, и это есть единственный неожиданный шок, который будет идентифицироваться, то порядок остальных переменных в модели не так важен.

#### 4. Результаты оценивания модели

Перед построением функций импульсных откликов было решено провести проверку адекватности модели. Для этого был проведен тест множителей Лагранжа на автокорреляцию остатков с тестовой статистикой (Doornik, 1996), как описано в (Lütkepohl, 2005). Результаты теста представлены в табл. П2. Было обнаружено, что гипотеза об отсутствии автокорреляции остатков не отвергается на 10%-ном уровне значимости.

На рисунке 1 представлены функции импульсных откликов, полученные в ответ на положительный шок условий торговли, дополненный новостями. Как видно, в ответ на ожидаемый шок мгновенно растут показатели условий торговли, инвестиций и потребления, укрепляется обменный курс. Реакция торгового баланса статистически незначима практически на всем рассматриваемом временном промежутке. Небольшой положительный отклик можно наблюдать только через 4 квартала. Выпуск реагирует на шок положительно с небольшим лагом. Что касается индекса цен на первичном рынке жилья, то он сначала мгновенно падает в ответ на шок, но уже спустя 6 кварталов его реакция становится положительной. В целом выявленные эффекты почти для всех переменных оказываются значимыми в среднесрочном периоде, достигая пика к 5 кварталу. При этом отклики постепенно затухают примерно через 2–3 года после шока. Можно сказать, что реакция макропоказателей соответствует предсказаниям теории. Влияние новостного шока на индекс цен на жилье также понятно — такая реакция является характерной для нефтеэкспортирующих стран (Kilian, Zhou, 2018). Улучшение условий торговли приводит к увеличению реальных доходов

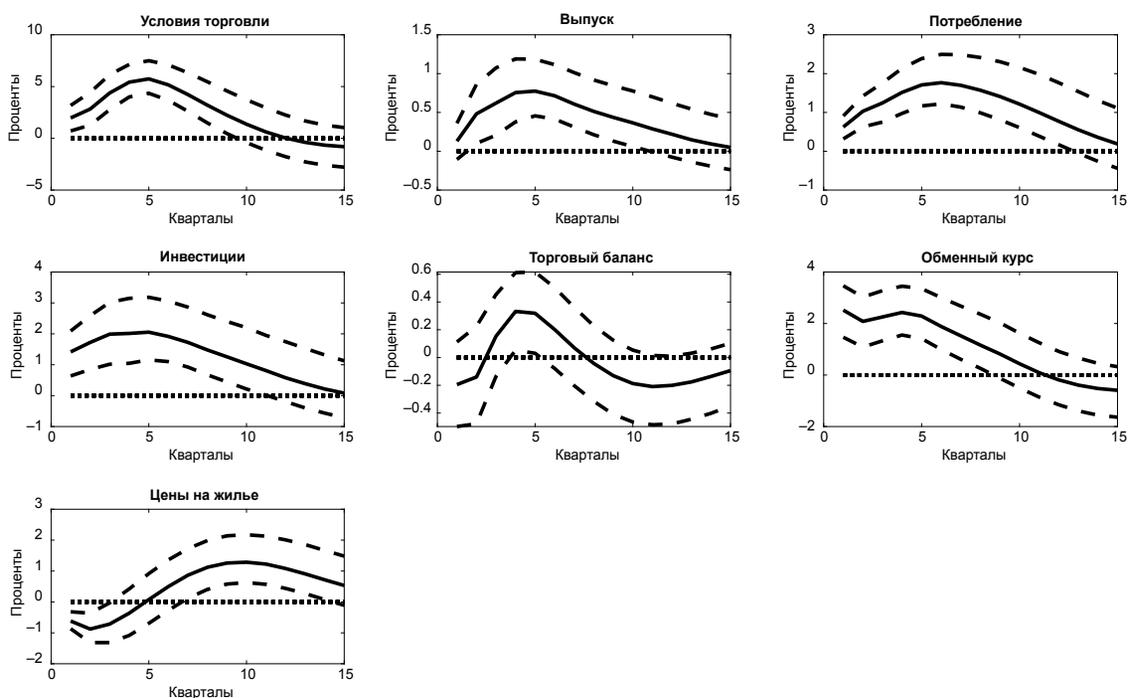


Рис. 1. Функции импульсного отклика на новостной шок условий торговли.  
Штриховые линии — 68%-ный доверительный интервал

населения, а следовательно, и к увеличению спроса на недвижимость в долгосрочном периоде, в результате чего растут и цены. Небольшое падение в первые кварталы может быть связано с тем, что исторически цены на недвижимость частично номинировались в долларах, а укрепление обменного курса привело к удешевлению жилья в рублях.

Рассмотрим теперь влияние неожиданного шока условий торговли на экономику. На рис. 2 представлены функции импульсных откликов в модели с неожиданным шоком. В данном случае почти все переменные реагируют мгновенно — условия торговли, выпуск, потребление, инвестиции и торговый баланс растут, курс укрепляется. Только индекс цен на рынке жилья реагирует на шок с лагом. Основные отличия от случая ожидаемого шока условий торговли заключаются в том, что показатели немного раньше достигают пиковых значений — всего через 3 квартала, а также намного раньше затухает эффект от неожиданного шока — уже через 4–6 кварталов для большей части показателей отклики становятся незначимыми.

Также стоит обратить внимание на доли дисперсий ошибок прогноза макропоказателей, которые объясняют ожидаемый и неожиданный шоки. Их значения на пяти различных периодах времени отражены в табл. 1. Как видим, на горизонте в 10 кварталов ожидаемый шок объясняет около 57–62% вариации условий торговли и потребления, около 30–45% вариации выпуска, инвестиций, обменного курса и индекса цен на недвижимость, и всего 16% вариации торгового баланса. Следует подчеркнуть, что новостной шок объясняет довольно маленькую долю вариации переменных в краткосрочном периоде, но на более длинных горизонтах объясняемая им доля растет.

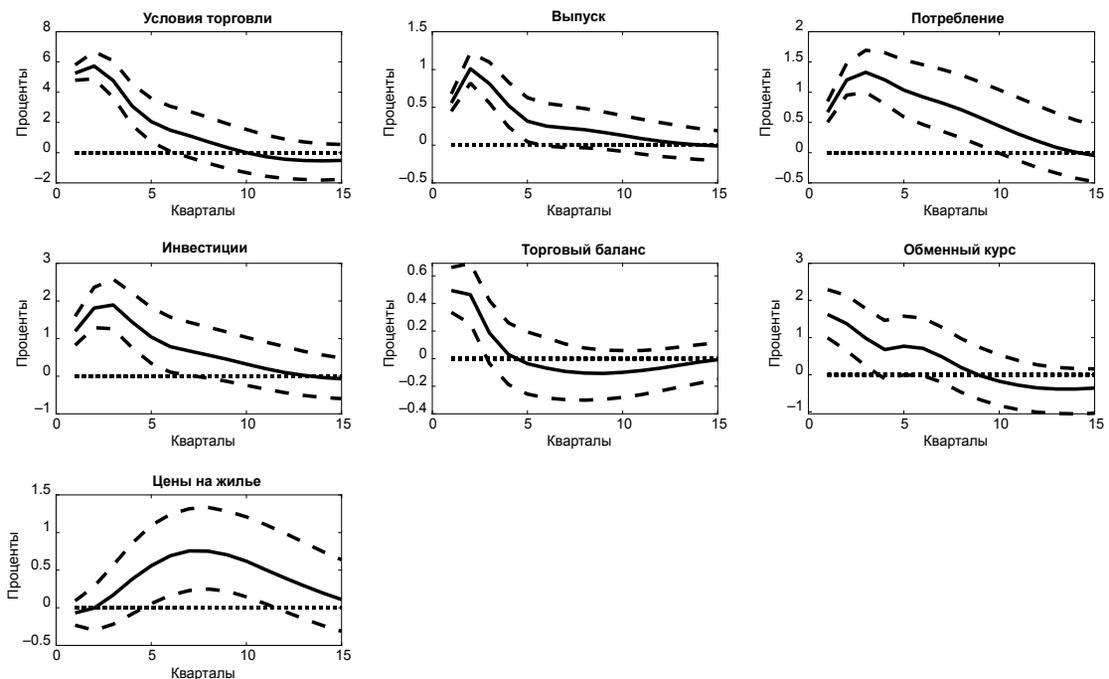


Рис. 2. Функции импульсного отклика на неожиданный шок условий торговли.  
Штриховые линии — 68%-ный доверительный интервал

**Таблица 1.** Доли объясненной дисперсии новостным и неожиданным шоками

Переменные	Доля объясненной дисперсии по кварталам (в %)				
	1	5	10	15	20
<i>Ожидаемый шок</i>					
Условия торговли	14.3	54.7	56.5	52.3	52.1
Выпуск	4	26.9	36.8	36.6	36.9
Потребление	21.6	48.7	61.7	56.7	55.1
Инвестиции	24.1	38.2	45.7	44.1	44
Торговый баланс	4.4	12.1	15.6	18.9	20.1
Обменный курс	27.4	45	44	42.8	44
Цены на жилье	27.7	13.3	28.3	34.8	35.1
<i>Неожиданный шок</i>					
Условия торговли	100	56.8	37.9	34.2	32.9
Выпуск	35	33.6	28.4	26.4	25.8
Потребление	24.8	36.4	28	24.2	23.3
Инвестиции	16.9	25.1	21.8	20.6	20.3
Торговый баланс	16.6	12.6	12.8	13	13.1
Обменный курс	11.4	12.1	11.6	12.3	12.6
Цены на жилье	1	4	10.5	11.2	11.4

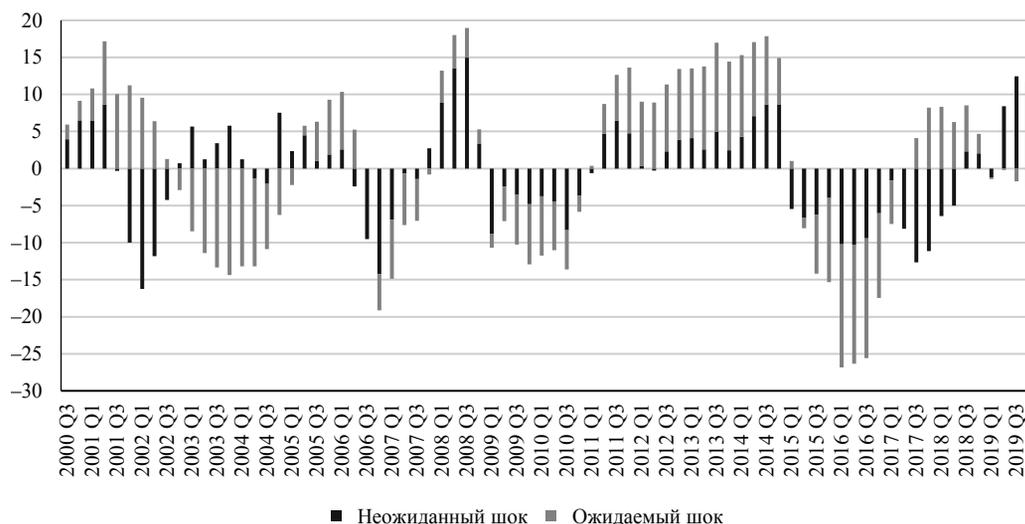
Если взглянуть на доли дисперсии ошибки прогноза, объясненные неожиданным шоком, то обнаружится, что он, наоборот, отвечает за большую долю дисперсии макропоказателей в краткосрочном периоде. Но на горизонте в 10 кварталов шок отвечает примерно за 20–40% вариации выпуска, потребления, инвестиций и условий торговли и всего примерно за 10% вариации торгового баланса, обменного курса и индекса цен на рынке жилья. Эти значения для большей части переменных ниже, чем для шока, дополненного новостями.

Поскольку неправильные предположения о дате структурного сдвига могут приводить к ошибочным результатам, было решено проверить устойчивость полученных оценок, варьируя дату сдвига между 3-м кварталом 2007 г. и 2-м кварталом 2008 г. Полученные результаты оказались устойчивыми к небольшому изменению даты структурного сдвига.

Также представляется важным сравнить вклады неожиданного и ожидаемого шоков условий торговли в динамику условий торговли, выпуска и других макропоказателей в ретроспективе<sup>11</sup>. На рис. 3 представлена историческая декомпозиция условий торговли на неожиданный и новостной шоки. График демонстрирует, что в основном шоки оказывали сонаправленное воздействие на переменную, однако наибольший вклад вносил шок, дополненный новостями.

В самом начале двадцать первого века оба шока влияли на динамику условий торговли положительно. Наблюдаемый отрицательный вклад неожиданных шоков в конце 2001 г. мог являться следствием сокращения спроса на нефть, начавшегося после террористической атаки на США. При этом ожидалось, что цены на нефть будут снижаться в ближайшие

<sup>11</sup> Для краткости изложения здесь не приводятся исторические декомпозиции всех макропоказателей по идентифицированным шокам. Их можно получить по запросу у автора.



**Рис. 3.** Историческая декомпозиция условий торговли

годы, перед тем как вновь начать расти<sup>12</sup>. А постепенный рост цен на нефть, начавшийся в 2002 г., на деле происходил из-за роста глобальной деловой активности, а не из-за специфических шоков спроса или предложения нефти (Kilian, 2009).

Что касается 2003–2008 гг., то в этот период улучшение условий торговли происходило из-за неожиданного роста цен на нефть, который был вызван не перебоями в поставках сырья, а небольшими увеличениями спроса на сырую нефть в отдельные моменты времени (Baumeister, Kilian, 2016). Это же наблюдается на графике — разрозненные участки с положительными вкладами неожиданных шоков.

Тот же период времени (конец 2002 — начало 2005 г.) характеризуется отрицательным вкладом новостных шоков. Это могло быть связано с появлением большого количества новостей о том, что ОПЕК собирается увеличить поставки сырья, чтобы препятствовать росту мировых цен на нефть. Так, например, в 2004 г. картель опасался возникновения избытка нефти на мировом рынке, в результате которого произошло бы резкое падение цен. В соответствии с этим предполагалось сократить квоты по добыче сырья<sup>13</sup>. Тем не менее, даже снижение добычи нефти, согласно прогнозам, не позволило бы предотвратить ее избыток на рынке.

Затем произошел мировой финансовый кризис, который отобразился на графике мгновенным ухудшением условий торговли и отрицательным вкладом неожиданного шока. Новостной шок не сыграл здесь большой роли по той причине, что политические и экономические кризисы обычно сложно предсказывать, и экономические агенты не учитывают их в своих прогнозах, а значит, не могут ожидать настолько внезапных изменений цен нефти.

Негативное влияние шоков в 2009–2010 гг. объясняется ожиданием глобального спада и, вместе с тем, увеличением поставок нефти — все это приводит к снижению цен, что наблюдается и на рисунке. В 2011–2014 гг. происходили отдельные неожиданные потрясения,

<sup>12</sup> Согласно отчету Energy Information Administration (International Energy Outlook 2002: <https://www.hsd.org/?view&did=15901>).

<sup>13</sup> См. <https://www.rbc.ru/economics/26/03/2004/5703c0d19a7947dde8e07a7d>.

которые вызвали рост цен на нефть (например, ливийский кризис, ухудшение отношений с Ираном), что объясняет положительный вклад неожиданного шока условий торговли. При этом такое же положительное влияние оказывали и ожидания. Оптимистичные взгляды экономических агентов были связаны с предположениями о росте спроса на нефть в ближайшие годы<sup>14</sup>.

Но уже в 2014–2015 гг. происходит падение из-за избыточного предложения на рынке нефти, устойчивого роста добычи сланцевой нефти в Северной Америке и низких темпов роста спроса на нефть, что отображается соответствующим отрицательным вкладом неожиданных шоков.

Дальнейшие пессимистические ожидания были связаны с обеспокоенностью темпами экономического роста на развивающихся рынках, продолжающимся (хотя и замедляющимся) ростом предложения нефти, увеличением мировых запасов жидких углеводородов и возможностью увеличения объемов сырой нефти, поступающей на рынок, что, в конце концов, и привело к снижению прогнозных цен.

Полностью аналогичную картину можно наблюдать на рис. П1, отображающем вклад новостных шоков в динамику выпуска. Можно заметить, что по большей части неожиданные и ожидаемые шоки дополняют друг друга за редкими исключениями, когда во время неожиданных спадов и подъемов ожидания агентов не имеют практически никакого влияния на динамику показателя, либо не успевают перестроиться и оказывают противоположное неожиданному шоку воздействие.

## 5. Проверка устойчивости результатов

С 2000 по 2019 г. в российской экономике произошло множество структурных изменений, игнорирование которых может оказывать существенное влияние на получаемые в настоящей работе оценки. В том числе это касается изменений денежно-кредитной политики, произошедших в стране (Пестова, 2017). Учитывать влияние монетарной политики важно и по той причине, что ее проведение может влиять на распространение новостных шоков (Christiano et al., 2010). Так, монетарная политика может приводить к ожиданиям экономических агентов, близким к целевым значениям показателей. В связи с этим представляется необходимым провести оценку робастности полученных результатов.

В таблице 2 представлены различные спецификации модели, сравнение которых с базовой позволит говорить об устойчивости полученных оценок. Кроме варьирования даты начала выборки, также проверялось, как изменятся результаты оценивания при включении в модель дополнительных переменных, при исключении структурного сдвига из модели, при корректировке горизонта усечения и при изменении числа лагов. Также была построена векторная модель коррекции ошибок, как альтернатива стандартному подходу с VAR в уровнях.

Дополнительной эндогенной переменной, включаемой в модель, является ИПЦ, а экзогенной — спред корпоративных облигаций США, который используется, согласно работе (Zeev et al., 2017), как индикатор глобальных финансовых условий для развивающихся стран. В качестве максимального горизонта усечения использовались 5 кварталов,

<sup>14</sup> Согласно отчету Energy Information Administration (Annual Energy Outlook 2012: [https://digital.library.unt.edu/ark:/67531/metadc949403/m2/1/high\\_res\\_d/0383\\_2012.pdf](https://digital.library.unt.edu/ark:/67531/metadc949403/m2/1/high_res_d/0383_2012.pdf)).

т. к. экономические агенты плохо справляются с прогнозированием цен на нефть на больших временных периодах. Поскольку критерий Акаике говорил в пользу включения в модель 4 лагов переменных, проверялась устойчивость результатов в спецификации с большим количеством лагов. Число лагов было изменено и в моделях с сокращенной выборкой. Для них этот показатель уменьшался до 1, чтобы избежать проблем перепараметризации. Выбор такого числа оказался оптимальным и в соответствии с критерием Шварца.

**Таблица 2.** Спецификации моделей

Характеристика	Спецификации						
	1	2	3	4	5	6	7
Год начала выборки	2000	2000	2000	2000	2010	2000	2010
VECM	–	–	–	–	–	+	+
Наличие дополнительных переменных	–	–	–	–	+	–	–
Наличие структурного сдвига	+	+	–	+	–	+	–
Горизонт усечения	3	5	4	4	4	4	4
Число лагов	2	2	2	4	1	1	1

Что касается VECM модели, то для ее построения сначала было определено число коинтеграционных соотношений с помощью теста Йохансена. Результаты теста для модели со свободным членом и трендом в коинтеграционном соотношении, но без тренда в VAR-уравнении и с одним лагом эндогенных переменных<sup>15</sup> представлены в табл. ПЗ. Тест на основе критерия со следом говорит об одном коинтеграционном соотношении на 5%-ном уровне значимости, тогда как тест на основе критерия с собственным значением не отвергает гипотезу об отсутствии коинтеграции в модели (на 5%-ном уровне). Несмотря на неоднозначные результаты тестирования, была построена VECM модель с одним коинтеграционным соотношением. Фиктивная переменная структурного сдвига включалась в модель в качестве экзогенной переменной. Для построения доверительных интервалов в этом случае вместо семплирования по Гиббсу использовалось бутстрапирование.

Стоит подчеркнуть, что, как и в работе (Barsky, Sims, 2011), более предпочтительной считается модель в уровнях, поскольку неправильные предположения о наличии структурных сдвигов или тренда могут приводить к ошибочным результатам. К тому же модель подвержена «проклятию размерности» из-за большого числа включаемых в модель параметров при малой доступной выборке.

Таблица 3 содержит информацию о средней доле объясненной дисперсии ошибки прогноза макроэкономических показателей ожидаемым шоком условий торговли для различных спецификаций за 15 кварталов. Во-первых, стоит отметить, что базовая спецификация модели со структурным сдвигом дает такой же результат, как и модель с большим числом лагов (модель 4). Они обе демонстрируют примерно одинаковую долю объясненной дисперсии для макропоказателей (не более 10% отличия). Во-вторых, варьирование горизонта усечения может оказывать существенное влияние на оценки средней доли объясненной дисперсии (модели 1 и 2). Стоит обратить внимание и на то, как увеличение горизонта усечения

<sup>15</sup> Один лаг в модели VECM соответствует двум лагам при записи модели в уровнях.

сказывается на импульсных откликах — в модели с 5 кварталами ожидаемый шок не оказывает мгновенного влияния ни на один из показателей, кроме обменного курса и цен на жилье. Но, тем не менее, импульсные отклики для этих моделей все еще очень похожи на импульсные отклики, полученные в базовой спецификации<sup>16</sup>.

**Таблица 3.** Средние значения долей дисперсии ошибки прогноза, объясненные новостным шоком условий торговли за 15 кварталов (в %)

Переменные	Модель							
	Базовая	1	2	3	4	5	6	7
Условия торговли	48.3	55.9	41.4	69.2	51.8	65.4	94.5	96.8
Выпуск	28.9	44.7	21.6	57.8	32.1	50.4	71.2	53.9
Потребление	51.3	58.4	39	74.1	47.1	57.4	53.3	54.4
Инвестиции	40.1	58.5	25.5	64.2	36.8	53.6	55	46.9
Торговый баланс	13.2	10.9	14.8	15.7	12.4	23.8	41	20.8
Обменный курс	41.5	33.8	40.6	65.7	33.0	51.4	23.1	35.2
Цены на жилье	24.9	20.6	33.4	39.2	23.5	40.8	1.4	11.5
ИПЦ						48.3		

В-третьих, необходимо подчеркнуть, что игнорирование структурного сдвига, произошедшего в российской экономике, может приводить к переоценке важности ожидаемых шоков. Это можно заметить на примере модели 3. Так, новостной шок в этой спецификации объясняет намного большую долю вариации макропоказателей по сравнению с базовой моделью.

Что касается модели 5, то она также демонстрирует важность новостных шоков условий торговли. Ее результаты сопоставимы с другими моделями. Интересным является тот факт, что инфляция реагирует мгновенно и отрицательно в ответ на новостной шок. Возможное объяснение состоит в том, что в ответ на новостной шок укрепляется обменный курс, в результате чего происходит удешевление импортных товаров, и в итоге падает инфляция.

Более серьезные отличия можно наблюдать в оценках, полученных на основе VECM моделей 6 и 7. Результаты свидетельствуют о том, что шок объясняет намного большую вариацию выпуска и условий торговли, и меньшую вариацию обменного курса и цен на жилье по сравнению с остальными представленными моделями. Что касается импульсных откликов по этим спецификациям, то они демонстрируют значимую и мгновенную реакцию на новостной шок практически всех макропоказателей, кроме цен на жилье. Индекс цен на недвижимость растет с небольшим лагом. Однако, в отличие от базовой модели, импульсные отклики не затухают в долгосрочном периоде. В целом эти результаты также свидетельствуют в пользу важности шоков, дополненных новостями.

Таким образом, на основе проведенного анализа можно сделать вывод о том, что полученные в настоящей работе оценки влияния ожидаемого шока условий торговли на динамику макроэкономических показателей в России являются устойчивыми.

<sup>16</sup> Графики функций импульсных откликов для моделей 5 и 6 представлены на рисунках П2 и П3 соответственно. Графики для других спецификаций доступны по запросу у автора.

## 6. Заключение

В настоящей работе проведена оценка вклада ожидаемых и неожиданных шоков условий торговли в динамику макропоказателей российской экономики. Для этого использовалась BVAR-модель с неинформативным априорным распределением. Для идентификации новостного шока был применен метод максимизации доли дисперсии ошибки прогноза с учетом возможности мгновенного влияния шока на условия торговли. Для идентификации неожиданного шока было использовано разложение Холецкого.

Обнаружено, что шоки условий торговли оказывают значимое влияние на реальные показатели и приводят к сопоставленным изменениям выпуска, потребления, инвестиций и обменного курса. Благодаря декомпозиции дисперсии ошибки прогноза для ожидаемого и неожиданного шоков стало понятно, что в среднем новостной шок объясняет на 20% больше вариации переменных. А из исторической декомпозиции выпуска и условий торговли выяснено, что шоки в целом ведут себя похожим образом, хоть и имеют ряд отличительных черт. Так, новостные шоки в начале кризисных периодов влияли на макроэкономические показатели намного слабее неожиданных шоков.

Рассмотрение альтернативных спецификаций, в том числе разбиение выборки на подпериоды, использование дополнительных переменных, а также построение VECM моделей, дало результаты, близкие к полученным в базовом варианте, что в целом позволяет говорить об их устойчивости. Кроме того, было обнаружено, что невключение структурного сдвига может приводить к переоценке важности новостных шоков условий торговли.

Таким образом, можно сделать вывод, что новостные шоки условий торговли являются важными для российской экономики, а действия индивидов, основанные на ожиданиях, действительно могут приводить к циклическим колебаниям.

**Благодарности.** Статья подготовлена в рамках выполнения научно-исследовательской работы государственного задания РАНХиГС.

## Список литературы

Григорьев Л., Иващенко А. (2010). Теория цикла под ударом кризиса. *Вопросы экономики*, 10, 31–55. DOI: 10.32609/0042-8736-2010-10-31-55.

Дробышевский С. М., Идрисов Г. И., Каукин А. С., Павлов П. Н., Синельников-Мурылев С. Г. (2018). Декомпозиция темпов роста российской экономики в 2007–2017 гг. и прогноз на 2018–2020 гг. *Вопросы экономики*, 9, 5–31. DOI: 10.32609/0042-8736-2018-9-5-31.

Зубарев А. В., Рыбак К. С. (2020). Влияние премии за риск на российские макроэкономические показатели. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 24 (3), 391–414. DOI: 10.17323/1813-8691-2020-24-3-391-414.

Ломоносов Д. А., Полбин А. В., Фокин Н. Д. (2020). Шоки спроса, предложения, ДКП и цен на нефть в российской экономике (анализ на основе модели BVAR со знаковыми ограничениями). *Вопросы экономики*, 10, 83–104. DOI: 10.32609/0042-8736-2020-10-83-104.

Ломоносов Д. А., Полбин А. В., Фокин Н. Д. (2021). Влияние шоков мировой деловой активности, предложения нефти и спекулятивных нефтяных шоков на экономику РФ. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 25 (2), 227–262. DOI: 10.17323/1813-8691-2021-25-2-227-262.

Пестова А. А., Мамонов М. Е. (2016). Оценка влияния различных шоков на динамику макроэкономических показателей в России и разработка условных прогнозов на основе BVAR-модели российской экономики. *Экономическая политика*, 11 (4), 56–92. DOI: 10.18288/1994-5124-2016-4-03.

Пестова А. А. (2017). Режимы денежно-кредитной политики Банка России: рекомендации для количественных исследований. *Вопросы экономики*, 4, 38–60. DOI: 10.32609/0042-8736-2017-4-38-60.

Полбин А. В. (2017). Оценка влияния шоков нефтяных цен на российскую экономику в векторной модели коррекции ошибок. *Вопросы экономики*, 10, 27–49. DOI: 10.32609/0042-8736-2017-10-27-49.

Полбин А. В., Скроботов А. А. (2016). Тестирование наличия изломов в тренде структурной компоненты ВВП Российской Федерации. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 20 (4), 588–623.

Шоломицкая Е. В. (2017). Влияние ключевых макроэкономических шоков на инвестиции в России. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 21 (1), 89–113.

Alquist R., Kilian L., Vigfusson R. J. (2013). Forecasting the price of oil. *Handbook of Economic Forecasting*, 2, 427–507. DOI: 10.1016/B978-0-444-53683-9.00008-6.

Arezki R., Ramey V. A., Sheng L. (2017). News shocks in open economies: Evidence from giant oil discoveries. *The Quarterly Journal of Economics*, 132 (1), 103–155. DOI: 10.1093/qje/qjw030.

Barro R. J., King R. G. (1984). Time-separable preferences and intertemporal-substitution models of business cycles. *The Quarterly Journal of Economics*, 99 (4), 817–839. DOI: 10.2307/1883127.

Barsky R. B., Basu S., Lee K. (2015). Whither news shocks? *NBER Macroeconomics Annual*, 29 (1), 225–264. DOI: 10.1086/680625.

Barsky R. B., Sims E. R. (2011). News shocks and business cycles. *Journal of Monetary Economics*, 58 (3), 273–289. DOI: 10.1016/j.jmoneco.2011.03.001.

Baumeister C., Kilian L. (2016). Forty years of oil price fluctuations: Why the price of oil may still surprise us. *Journal of Economic Perspectives*, 30 (1), 139–160. DOI: 10.1257/jep.30.1.139.

Beaudry P., Lucke B. (2010). Letting different views about business cycles compete. *NBER Macroeconomics Annual*, 24 (1), 413–456. DOI: 10.1086/648305.

Beaudry P., Portier F. (2014). News-driven business cycles: Insights and challenges. *Journal of Economic Literature*, 52 (4), 993–1074. DOI: 10.1257/jel.52.4.993.

Beaudry P., Portier F. (2006). Stock prices, news, and economic fluctuations. *American Economic Review*, 96 (4), 1293–1307. DOI: 10.1257/aer.96.4.1293.

Beaudry P., Portier F. (2007). When can changes in expectations cause business cycle fluctuations in neo-classical settings? *Journal of Economic Theory*, 135 (1), 458–477. DOI: 10.1016/j.jet.2006.06.009.

Beaudry P., Feve P., Guay A., Portier F. (2019). When is nonfundamentalness in SVARs a real problem? *Review of Economic Dynamics*, 34, 221–243. DOI: 10.1016/j.red.2019.03.011.

Bowman C., Husain A. (2004). Forecasting commodity prices: Futures versus judgment. *IMF Working Paper* No. 04/41. DOI: 10.5089/9781451846133.001.

Brückner M., Pappa E. (2015). News shocks in the data: Olympic Games and their macroeconomic effects. *Journal of Money, Credit and Banking*, 47 (7), 1339–1367. DOI: 10.1111/jmcb.12247.

Chinn M. D., Coibion O. (2014). The predictive content of commodity futures. *Journal of Futures Markets*, 34 (7), 607–636. DOI: 10.1002/fut.21615.

Christiano L., Ilut C. L., Motto R., Rostagno M. (2010). Monetary policy and stock market booms. *NBER Working Paper* No. 16402. DOI: 10.3386/w16402.

Cochrane J. H. (1994). Shocks. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 41, 295–364. DOI: 10.1016/0167-2231(94)00024-7.

Doornik J. A. (1996). Testing vector error autocorrelation and heteroscedasticity. <https://www.doornik.com/research/vectest.pdf>.

Fernández A., González A., Rodríguez D. (2018). Sharing a ride on the commodities roller coaster: Common factors in business cycles of emerging economies. *Journal of International Economics*, 111, 99–121. DOI: 10.1016/j.jinteco.2017.11.008.

Fernández A., Schmitt-Grohé S., Uribe M. (2017). World shocks, world prices, and business cycles: An empirical investigation. *Journal of International Economics*, 108, 2–14. DOI: 10.1016/j.jinteco.2017.01.001.

Gomes S., Iskrev N., Mendicino C. (2017). Monetary policy shocks: We got news! *Journal of Economic Dynamics and Control*, 74, 108–128. DOI: 10.1016/j.jedc.2016.10.010.

Jaimovich N., Rebelo S. (2009). Can news about the future drive the business cycle? *American Economic Review*, 99 (4), 1097–1118. DOI: 10.1257/aer.99.4.1097.

Keynes J. M. (1936). *The general theory of employment, interests and money*. Reprinted 1967, London: Mcmillan. DOI: 10.1007/978-3-319-70344-2.

Kilian L. (2009). Not all oil price shocks are alike: Disentangling demand and supply shocks in the crude oil market. *American Economic Review*, 99 (3), 1053–1069. DOI: 10.1257/aer.99.3.1053.

Kilian L. (2013). Structural vector autoregressions. *Handbook of Research Methods and Applications in Empirical Macroeconomics*, 515–554. DOI: 10.4337/9780857931023.00031.

Kilian L., Zhou X. (2018). The propagation of regional shocks in housing markets: Evidence from oil price shocks in Canada. *Bank of Canada Staff Working Paper 2018-56*. DOI: 10.1111/jmcb.12847.

Kose M. A. (2002). Explaining business cycles in small open economies: ‘How much do world prices matter?’ *Journal of International Economics*, 56 (2), 299–327. DOI: 10.1016/S00221996(01)00120-9.

Kurmann A., Mertens E. (2014). Stock prices, news, and economic fluctuations: Comment. *American Economic Review*, 104 (4), 1439–1445. DOI: 10.1257/aer.104.4.1439.

Kurmann A., Sims E. (2021). Revisions in utilization-adjusted TFP and robust identification of news shocks. *Review of Economics and Statistics*, 103 (2), 216–235. DOI: 10.1162/rest\_a\_00896.

Lütkepohl H. (2005). *New introduction to multiple time series analysis*. Springer Science & Business Media. DOI: 10.1007/978-3-540-27752-1.

Mendoza E. G. (1995). The terms of trade, the real exchange rate, and economic fluctuations. *International Economic Review*, 36 (1), 101–137. DOI: 10.2307/2527429.

Mertens K., Ravn M. O. (2012). Empirical evidence on the aggregate effects of anticipated and unanticipated US tax policy shocks. *American Economic Journal: Economic Policy*, 4 (2), 145–181. DOI: 10.1257/pol.4.2.145.

Mertens K., Ravn M. O. (2011). Understanding the aggregate effects of anticipated and unanticipated tax policy shocks. *Review of Economic Dynamics*, 14 (1), 27–54. DOI: 10.1016/j.red.2010.07.004.

Pigou A. C. (1927). *Industrial fluctuations*. London: Macmillan. DOI: 10.4324/9781315441122.

Pindyck R. S. (2001). The dynamics of commodity spot and futures markets: A primer. *The Energy Journal*, 22 (3), 1–29. DOI: 10.5547/ISSN0195-6574-EJ-Vol22-No3-1.

Rebelo S. (2005). Real business cycle models: Past, present, and future. *NBER Working Paper No. 11401*. DOI: 10.3386/w11401.

Roache S. K., Erbil N. (2010). How commodity price curves and inventories react to a short-run scarcity shock. *IMF Working Paper No. 10/222*. DOI: 10.5089/9781455208876.001.

Schmitt-Grohé S., Uribe M. (2018). How important are terms-of-trade shocks? *International Economic Review*, 59 (1), 85–111. DOI: 10.1111/iere.12263.

Shousha S. (2016). Macroeconomic effects of commodity booms and busts: The role of financial frictions. <https://www.bcb.gov.br/content/about/eventsdocs/AITS/2016/SMETASXVIII-%20Samer%20Shousha.pdf>.

Sims C. A., Stock J. H., Watson M. W. (1990). Inference in linear time series models with some unit roots. *Econometrica*, 58 (1), 113–144. DOI: 10.2307/2938337.

Uhlig H. (2003). What moves real GNP? <http://fmwww.bc.edu/repec/esNAWM04/up.2923.1054309431.pdf>.

Zeev N. B., Khan H. (2015). Investment-specific news shocks and US business cycles. *Journal of Money, Credit and Banking*, 47 (7), 1443–1464. DOI: 10.1111/jmcb.12250.

Zeev N. B., Pappa E., Viccondoa A. (2017). Emerging economies business cycles: The role of commodity terms of trade news. *Journal of International Economics*, 108, 368–376. DOI: 10.1016/j.jinteco.2017.07.008.

Поступила в редакцию 18.06.2021;  
принята в печать 22.03.2022.

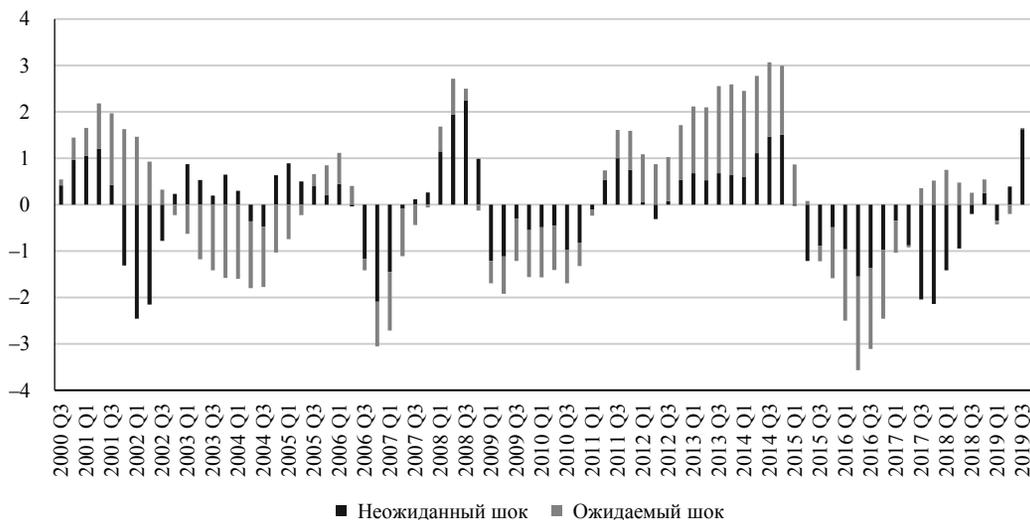
## Приложение

**Таблица III.** Описание данных, использованных для построения моделей

Переменная	Описание	Источник	Преобразование
Условия торговли	Дефлятор экспорта (рассчитанный как отношение экспорта в текущих ценах к экспорту в постоянных ценах), деленный на дефлятор импорта (рассчитанный как импорт товаров и услуг в текущих ценах на импорт товаров и услуг в постоянных ценах).	Росстат	Ряд очищен от сезонности, прологарифмирован
Выпуск	Валовой внутренний продукт в постоянных ценах 2016 г.	Росстат	Ряд очищен от сезонности, прологарифмирован
Потребление	Расходы домашних хозяйств на конечное потребление в постоянных ценах 2016 г.	Росстат	Ряд очищен от сезонности, прологарифмирован
Инвестиции	Валовое накопление основного капитала в постоянных ценах 2016 г.	Росстат	Ряд очищен от сезонности, прологарифмирован
Торговый баланс	Сальдо торгового баланса в текущих ценах как доля от ВВП в текущих ценах	Росстат	Ряд очищен от сезонности
Обменный курс	Реальный эффективный валютный курс, основанный на ИПЦ	IMF	Ряд прологарифмирован
Цены на жилье	Индекс цен на первичном рынке жилья на конец квартала к концу предыдущего квартала	ЕМИСС	Темпы роста аккумулированы, затем прологарифмированы
ИПЦ	Индекс потребительских цен на товары и услуги на конец квартала к концу предыдущего квартала	Росстат	Темпы роста аккумулированы, затем прологарифмированы
Спред	Спред корпоративных облигаций США — разность между доходностью корпоративных облигаций Moody's Baa и ставкой федеральных фондов.	Federal Reserve Economic Data	Квартальные данные получены путем усреднения показателей за три месяца

**Таблица П2.** Результаты теста на автокорреляцию остатков (10%-ный уровень значимости)

Число лагов ошибок в дополнительной регрессии	Расчетное значение	Критическое значение
1	0.4689	1.2267
2	0.3862	1.1853
3	0.4293	1.1943

**Рис. П1.** Историческая декомпозиция выпуска**Таблица П3.** Результаты теста Йохансена

Число соотношений	<i>P</i> -значение критерия со следом	<i>P</i> -значение критерия с собственным значением
0	0.0126	0.1888
≤ 1	0.0706	0.1977
≤ 2	0.2762	0.6411
≤ 3	0.3745	0.6919
≤ 4	0.4268	0.7135
≤ 5	0.4052	0.4925
≤ 6	0.4817	0.4829

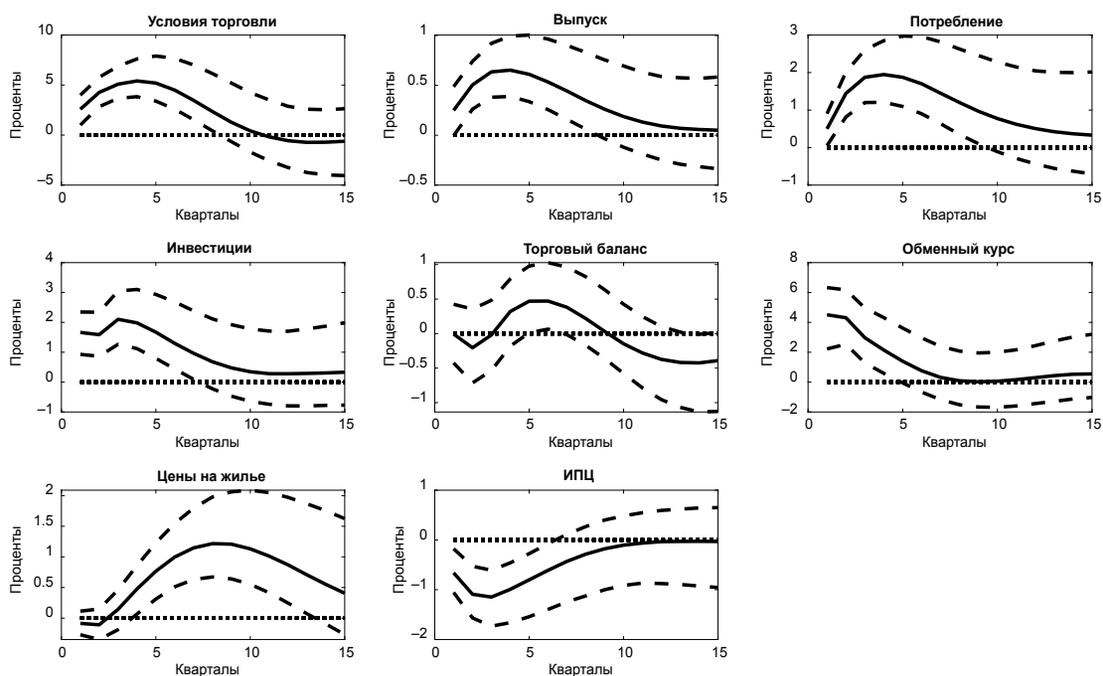


Рис. П2. Функции импульсного отклика на новостной шок условий торговли в модели 5.  
Штриховые линии — 68%-ный доверительный интервал

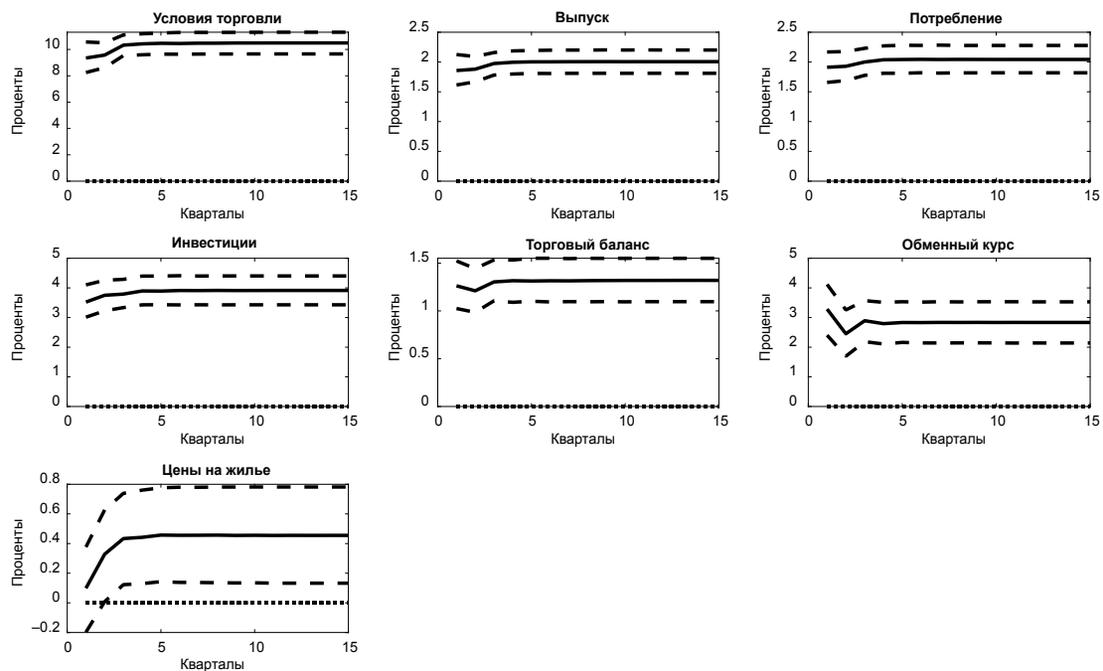


Рис. П3. Функции импульсного отклика на новостной шок условий торговли в модели 6.  
Штриховые линии — 68%-ный доверительный интервал

Sugaipov D. Estimating the impact of terms of trade news shocks on the Russian economy. *Applied Econometrics*, 2022, v. 66, pp. 39–67.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-66-39-67

### Deni Sugaipov

RANEPa, Moscow, Russian Federation;  
sugaipov-dr@ranepa.ru

## Estimating the impact of terms of trade news shocks on the Russian economy

This paper examines the impact of terms of trade news shocks on the dynamics of output, consumption, investment, trade balance and exchange rate in Russia. News in recent work are understood as the emergence of information about future changes in the economy. To identify expected shocks, we maximize the forecast error variance share of terms of trade time series over a finite horizon of several quarters. The results indicate that news shocks have a significant effect on the Russian economy and explain almost 60% of the variance of the main indicators.

**Keywords:** news shocks; terms of trade; business cycles; maximum forecast error variance share.

**JEL classification:** E32; F41; D84.

## References

Drobyshevsky S. M., Idrisov G. I., Kaukin A. S., Pavlov P. N., Sinelnikov-Murylev S. G. (2018). Decomposition of Russian GDP growth rates in 2007–2017 and forecast for 2018–2020. *Voprosy Ekonomiki*, 9, 5–31 (in Russian). DOI: 10.32609/0042-8736-2018-9-5-31.

Grigoriev L., Ivashchenko A. (2010). The theory of cycle under the crisis blow. *Voprosy Ekonomiki*, 10, 31–55 (in Russian). DOI: 10.32609/0042-8736-2010-10-31-55.

Lomonosov D. A., Polbin A. V., Fokin N. D. (2020). Demand, supply, monetary policy, and oil price shocks in the Russian economy (Analysis based on the BVAR model with sign restrictions). *Voprosy Ekonomiki*, 10, 83–104 (in Russian). DOI: 10.32609/0042-8736-2020-10-83-104.

Lomonosov D. A., Polbin A. V., Fokin N. D. (2021). The Impact of global economic activity, oil supply and speculative oil shocks on the Russian economy. *HSE Economic Journal*, 25 (2), 227–262 (in Russian). DOI: 10.18288/1994-5124-2016-4-03.

Pestova A. A., Mamonov M. E. (2016). Estimating the influence of different shocks on macroeconomic indicators and developing conditional forecasts on the basis of BVAR model for the Russian economy. *Ekonomicheskaya Politika*, 11 (4), 56–92 (in Russian). DOI: 10.18288/1994-5124-2016-4-03.

Pestova A. A. (2017). Monetary policy regimes in Russia: Guidelines for further quantitative studies. *Voprosy Ekonomiki*, (4), 38–60 (in Russian). DOI: 10.32609/0042-8736-2017-4-38-60.

Polbin A. V. (2017). Econometric estimation of the impact of oil prices shock on the Russian economy in VECM model. *Voprosy Ekonomiki*, 10, 27–49 (in Russian). DOI: 10.32609/0042-8736-2017-10-27-49.

Polbin A. V., Skrobotov A. A. (2016). Testing for structural breaks in the long-run growth rate of the Russian economy. *HSE Economic Journal*, 20 (4), 588–623 (in Russian).

Sholomitskaya E. V. (2017). Influence of key macroeconomic shocks on Russian investments. *HSE Economic Journal*, 21 (1), 89–113 (in Russian).

- Zubarev A. V., Rybak K. S. (2020). The impact of risk premium on Russian macroeconomic indicators. *HSE Economic Journal*, 24 (3), 391–414 (in Russian). DOI: 10.17323/1813-8691-2020-24-3-391-414.
- Alquist R., Kilian L., Vigfusson R. J. (2013). Forecasting the price of oil. *Handbook of Economic Forecasting*, 2, 427–507. DOI: 10.1016/B978-0-444-53683-9.00008-6.
- Arezki R., Ramey V. A., Sheng L. (2017). News shocks in open economies: Evidence from giant oil discoveries. *The Quarterly Journal of Economics*, 132 (1), 103–155. DOI: 10.1093/qje/qjw030.
- Barro R. J., King R. G. (1984). Time-separable preferences and intertemporal-substitution models of business cycles. *The Quarterly Journal of Economics*, 99 (4), 817–839. DOI: 10.2307/1883127.
- Barsky R. B., Basu S., Lee K. (2015). Whither news shocks? *NBER Macroeconomics Annual*, 29 (1), 225–264. DOI: 10.1086/680625.
- Barsky R. B., Sims E. R. (2011). News shocks and business cycles. *Journal of Monetary Economics*, 58 (3), 273–289. DOI: 10.1016/j.jmoneco.2011.03.001.
- Baumeister C., Kilian L. (2016). Forty years of oil price fluctuations: Why the price of oil may still surprise us. *Journal of Economic Perspectives*, 30 (1), 139–160. DOI: 10.1257/jep.30.1.139.
- Beaudry P., Lucke B. (2010). Letting different views about business cycles compete. *NBER Macroeconomics Annual*, 24 (1), 413–456. DOI: 10.1086/648305.
- Beaudry P., Portier F. (2014). News-driven business cycles: Insights and challenges. *Journal of Economic Literature*, 52 (4), 993–1074. DOI: 10.1257/jel.52.4.993.
- Beaudry P., Portier F. (2006). Stock prices, news, and economic fluctuations. *American Economic Review*, 96 (4), 1293–1307. DOI: 10.1257/aer.96.4.1293.
- Beaudry P., Portier F. (2007). When can changes in expectations cause business cycle fluctuations in neo-classical settings? *Journal of Economic Theory*, 135 (1), 458–477. DOI: 10.1016/j.jet.2006.06.009.
- Beaudry P., Feve P., Guay A., Portier F. (2019). When is nonfundamentalness in SVARs a real problem? *Review of Economic Dynamics*, 34, 221–243. DOI: 10.1016/j.red.2019.03.011.
- Bowman C., Husain A. (2004). Forecasting commodity prices: Futures versus judgment. *IMF Working Paper* No. 04/41. DOI: 10.5089/9781451846133.001.
- Brückner M., Pappa E. (2015). News shocks in the data: Olympic Games and their macroeconomic effects. *Journal of Money, Credit and Banking*, 47 (7), 1339–1367. DOI: 10.1111/jmcb.12247.
- Chinn M. D., Coibion O. (2014). The predictive content of commodity futures. *Journal of Futures Markets*, 34 (7), 607–636. DOI: 10.1002/fut.21615.
- Christiano L., Ilut C. L., Motto R., Rostagno M. (2010). Monetary policy and stock market booms. *NBER Working Paper* No. 16402. DOI: 10.3386/w16402.
- Cochrane J. H. (1994). Shocks. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 41, 295–364. DOI: 10.1016/0167-2231(94)00024-7.
- Doornik J. A. (1996). Testing vector error autocorrelation and heteroscedasticity. <https://www.doornik.com/research/vectest.pdf>.
- Fernández A., González A., Rodríguez D. (2018). Sharing a ride on the commodities roller coaster: Common factors in business cycles of emerging economies. *Journal of International Economics*, 111, 99–121. DOI: 10.1016/j.jinteco.2017.11.008.
- Fernández A., Schmitt-Grohé S., Uribe M. (2017). World shocks, world prices, and business cycles: An empirical investigation. *Journal of International Economics*, 108, 2–14. DOI: 10.1016/j.jinteco.2017.01.001.
- Gomes S., Iskrev N., Mendicino C. (2017). Monetary policy shocks: We got news! *Journal of Economic Dynamics and Control*, 74, 108–128. DOI: 10.1016/j.jedc.2016.10.010.

Jaimovich N., Rebelo S. (2009). Can news about the future drive the business cycle? *American Economic Review*, 99 (4), 1097–1118. DOI: 10.1257/aer.99.4.1097.

Keynes J. M. (1936). The general theory of employment, interests and money. Reprinted 1967, London: Mcmillan. DOI: 10.1007/978-3-319-70344-2.

Kilian L. (2009). Not all oil price shocks are alike: Disentangling demand and supply shocks in the crude oil market. *American Economic Review*, 99 (3), 1053–1069. DOI: 10.1257/aer.99.3.1053.

Kilian L. (2013). Structural vector autoregressions. *Handbook of Research Methods and Applications in Empirical Macroeconomics*, 515–554. DOI: 10.4337/9780857931023.00031.

Kilian L., Zhou X. (2018). The propagation of regional shocks in housing markets: Evidence from oil price shocks in Canada. *Bank of Canada Staff Working Paper 2018-56*. DOI: 10.1111/jmcb.12847.

Kose M. A. (2002). Explaining business cycles in small open economies: ‘How much do world prices matter?’ *Journal of International Economics*, 56 (2), 299–327. DOI: 10.1016/S0022-1996(01)00120-9.

Kurmann A., Mertens E. (2014). Stock prices, news, and economic fluctuations: Comment. *American Economic Review*, 104 (4), 1439–1445. DOI: 10.1257/aer.104.4.1439.

Kurmann A., Sims E. (2021). Revisions in utilization-adjusted TFP and robust identification of news shocks. *Review of Economics and Statistics*, 103 (2), 216–235. DOI: 10.1162/rest\_a\_00896.

Lütkepohl H. (2005). *New introduction to multiple time series analysis*. Springer Science & Business Media. DOI: 10.1007/978-3-540-27752-1.

Mendoza E. G. (1995). The terms of trade, the real exchange rate, and economic fluctuations. *International Economic Review*, 36 (1), 101–137. DOI: 10.2307/2527429.

Mertens K., Ravn M. O. (2012). Empirical evidence on the aggregate effects of anticipated and unanticipated US tax policy shocks. *American Economic Journal: Economic Policy*, 4 (2), 145–181. DOI: 10.1257/pol.4.2.145.

Mertens K., Ravn M. O. (2011). Understanding the aggregate effects of anticipated and unanticipated tax policy shocks. *Review of Economic Dynamics*, 14 (1), 27–54. DOI: 10.1016/j.red.2010.07.004.

Pigou A. C. (1927). *Industrial fluctuations*. London: Macmillan. DOI: 10.4324/9781315441122.

Pindyck R. S. (2001). The dynamics of commodity spot and futures markets: A primer. *The Energy Journal*, 22 (3), 1–29. DOI: 10.5547/ISSN0195-6574-EJ-Vol22-No3-1.

Rebelo S. (2005). Real business cycle models: Past, present, and future. *NBER Working Paper No. 11401*. DOI: 10.3386/w11401.

Roache S. K., Erbil N. (2010). How commodity price curves and inventories react to a short-run scarcity shock. *IMF Working Paper No. 10/222*. DOI: 10.5089/9781455208876.001.

Schmitt-Grohé S., Uribe M. (2018). How important are terms-of-trade shocks? *International Economic Review*, 59 (1), 85–111. DOI: 10.1111/iere.12263.

Shousha S. (2016). Macroeconomic effects of commodity booms and busts: The role of financial frictions. <https://www.bcb.gov.br/content/about/eventsdocs/AITS/2016/SMETASXVIII-%20Samer%20Shousha.pdf>.

Sims C. A., Stock J. H., Watson M. W. (1990). Inference in linear time series models with some unit roots. *Econometrica*, 58 (1), 113–144. DOI: 10.2307/2938337.

Uhlig H. (2003). What moves real GNP? <http://fmwww.bc.edu/repec/esNAWM04/up.2923.1054309431.pdf>.

Zeev N. B., Khan H. (2015). Investment-specific news shocks and US business cycles. *Journal of Money, Credit and Banking*, 47 (7), 1443–1464. DOI: 10.1111/jmcb.12250.

Zeev N. B., Pappa E., Vicondoa A. (2017). Emerging economies business cycles: The role of commodity terms of trade news. *Journal of International Economics*, 108, 368–376. DOI: 10.1016/j.jinteco.2017.07.008

Received 18.06.2021; accepted 22.03.2022.

Прикладная эконометрика, 2022, т. 66, с. 68–84.  
Applied Econometrics, 2022, v. 66, pp. 68–84.  
DOI: 10.22394/1993-7601-2022-66-68-84

P. Fousekis, D. Tzaferi<sup>1</sup>

# Price multifractality and informational efficiency in the futures markets of the US soybean complex

*This work investigates price multifractality and informational efficiency in the futures markets of the US soybean complex (soybeans, soybean meal, soybean oil, and the crush spread) using daily prices from 2015 to 2021 and Multifractal Detrended Fluctuation Analysis (MF DFA). The empirical findings suggest: First, none of the four series exhibited long-range dependence. They did, however, show considerable serial dependence locally. The futures prices of soybeans and soybean oil, and of the crush spread were locally anti-persistent (persistent) for large (small) fluctuations whereas the futures prices of soybean meal were persistent for all small and large fluctuations. Second, all markets in the US soybean complex exhibited some degree of informational inefficiency with that of the crush spread being less efficient relative to the other three. Overall, the results provide valuable information to investors as to whether trend-following or oscillatory trading strategies are more appropriate.*

**Keywords:** price predictability; multifractality; informational efficiency; soybean complex.

**JEL classification:** G14; Q11; C12.

## 1. Introduction

Price predictability is central in all theoretical works on market efficiency. Fama (1965) advanced the Efficient Market Hypothesis (EMH) which — in its weak form — suggests that investors are rational and current prices reflect all information about past prices<sup>2</sup>. Therefore, from a statistical viewpoint, prices are random walk processes and (log-) price changes are independent and identically distributed (i.e. white noise processes). For Samuelson (1965), a less restrictive statistical characterization of a price series in an informationally efficient market is that of a martingale process. Under both the random walk and the martingale characterization, however, returns in informationally efficient markets do not possess any statistically significant serial dependence structure and, as such, they are very difficult to forecast even in the short-run (e.g. (Kristoufek, 2018; Ftiti et al., 2021)).

<sup>1</sup> Fousekis, Panos — Aristotle University of Thessaloniki, Greece; fousekis@econ.auth.gr.  
Tzaferi, Dimitra — Aristotle University of Thessaloniki, Greece; dtzaferi@econ.auth.gr.

<sup>2</sup> A market is informationally efficient if it completely processes all information relevant to the fundamental price generation (i.e. a market in which all the available information is fully reflected in prices). Depending on the type of information available, the EMH is distinguished into three forms: weak (information about past prices), semi-strong (public information), and strong (all information, including private one) (Kristoufek, Vosvrda, 2016).

The investor rationality assumption underlying the works of Fama (1965) and Samuelson (1965) has been challenged from researchers in the field of Behavioral Finance. Shefrin (2000) and Shiller (2003), among others, pointed out that human psychology (fear and greed) and heuristic-driven biases influence the behavior of market participants resulting, thus, in market inefficiency. The Adaptive Market Hypothesis (Lo, 2004) accepts that investors are mainly rational. At the same time, however, it emphasizes that market participants often times make mistakes, they learn from them, and they base their predictions on trial and error. An implication of the works of Shefrin (2000), Shiller (2003), and Lo (2004) is that prices may exhibit short- and/or long-range dependence; investors, therefore, may “beat” the market and earn abnormal profits by devising possibly non-linear statistical models for improved price forecasting and derivatives valuation.

The informational efficiency of commodities futures markets is of keen interest for policy makers, practitioners (commodity fund managers, speculators, hedgers), and research economists. Policy makers strive to ensure the long-run sustainable growth of these markets and to create an environment that fosters fair prices and optimal allocation of scarce resources. Commodity fund managers study the price dynamics to achieve the desired level of diversification and to exploit any upside potential. The presence and the type of price dependence (e.g. positive or negative) is critical in a speculator’s decision to take a short or a long position in a futures market. Hedgers, form expectations about the basis to determine the right time for offsetting a futures contract. The empirical analysis of price series in commodities futures markets allows research economists to test the validity of competing theoretical propositions.

The investigation of price predictability in financial markets has been pursued with a variety of statistical/econometric tools including Rescaled Range Analysis (Hurst, 1951), standard Autocorrelation and Integration tests, Variance Ratio tests (Lo, MacKinlay, 1988), Fractional Integration tests (Robinson, 1994), and Detrended Fluctuation Analysis (DFA) (Peng et al., 1995). All these approaches tend to view serial dependence as a global feature of a stochastic process. Thus, they are suitable only for monofractal time series where the intensity and the pattern of serial dependence do not vary with the magnitude of the underlying fluctuations (small, medium, large). To address this limitation a number of alternative approaches such as the Wavelet Transform Modulus Maxima (WTMM) (Muzy et al., 1993), the Multifractal Detrended Fluctuation Analysis (MFDFA) (Kantelhardt et al., 2002), and the Multifractal Detrended Moving Average (MFDMA) (Gu, Zhou, 2010) have been proposed in the relevant literature.

Over the last 15 years there has been a number of empirical works on multifractality in commodities (energy, agricultural, currency, precious metals, and cryptocurrencies) prices. Bolgorian and Gharli (2011), Wang et al. (2011) focused on gold; He and Chen (2010), Li and Lu (2011) on agricultural commodities; Stošić et al. (2015) on exchange rates; Stošić et al. (2019) on cryptocurrencies; and Gu et al. (2010), Fernandes et al. (2020) and Ftiti et al. (2021) on energy commodities. Also, certain works offered comparisons among commodities markets as well as among commodities and stock markets, e.g. (Al-Yahyaee et al., 2018; Telli, Chen, 2020; Diniz-Maganini, Rasheed, 2022). The empirical results of the earlier works suggest that the multifractal behavior is a common feature of commodities prices; returns may exhibit persistence or anti-persistence (depending on the magnitude of the underlying fluctuations) and, thus, they are predictable.

Against this background the objective of the present work is to investigate price multifractality and informational efficiency in the futures markets of the US soybeans complex. Soybeans

(“the King of Beans”) is among the few complete protein vegetable-based foods. It is processed into meal and oil and it is found in a very large number of edible and non-edible products ranging from animal feed, cooking oil, vegan food, and soybean milk to biodiesel and other industrial applications. Brazil and the USA are the top producers and exporters while China and Europe are the top importers (OECD-FAO, 2021).

Soybeans, soybean oil, and soybean meal are highly commoditized and are traded as investment tools in a number of exchanges around the globe. The futures markets for soybeans and its products in the US are among the oldest and the most liquid ones. Hedgers and speculators in the soybean complex may trade individual commodities (e.g. soybean meal) or the so-called crush spread (that is, the difference between the combined value of meal and oil and the value of soybeans used to produce them). The crush spread is considered as a gauge of the gross processing margin (GPM) and it drives production decisions (such as capacity utilization and expansion) as well as risk management strategies<sup>3</sup>. Soybean processors typically long the crush spread to establish a floor for their GPM; speculators may long (short) the crush spread depending on whether they expect it to get wider (narrower) in the future.

He and Chen (2010), using MFDFA and daily data over 1993 to 2009, found some evidence of multifractality in the US futures market for soybeans but no evidence of it in that for soybean meal. The pattern of multifractality they reported is consistent with persistence under all small, medium, and large fluctuations. Yin and Wang (2021), using MFDFA and daily data over 2000 to 2019, concluded that the futures prices for soybean in the US exhibit multifractality and (weak) persistence under medium fluctuations. Johnson et al. (1991), Simon (1999), and Mitchell (2010) investigated the informational efficiency of the futures market for the crush spread using standard technical analysis (i.e. returns deviations from the moving average and trading rules regarding trade lengths, entry and exist limits). Johnson et al. (1991) and Simon (1999) found that a large percentage of such trades can be profitable. Mitchell (2010), in contrast, concluded that profitability is very unstable and the market for crush spread is largely efficient.

This work makes three main contributions to the relevant literature.

(a) It analyzes and compares all four markets in the US soybean complex.

(b) It employs a barrage of formal statistical tests to investigate the presence of multifractality and market inefficiency. All earlier works, either on stock or on commodity markets, present a large number of statistics but draw conclusions using visual inspection only. There is no way, therefore, to tell whether the reported departures from monofractality and/or informational efficiency are genuine features of the respective price series or just the outcome of noise in the data.

(c) It assesses the degree of inefficiency through a distance-based measure that utilizes information about the pattern of dependence across the entire distribution of price fluctuations (small, medium, and large). The vast majority of earlier works do not even attempt to measure informational efficiency. A few others, e.g. (Wang et al., 2009; Mensi et al., 2019) rely on an ad hoc index that is likely to result into incorrect (upwards biased) estimates of inefficiency.

In what follows section 2 presents the analytical framework and section 3 the data. Section 4 presents the empirical models and the empirical results, while section 5 offers conclusions suggestions for future research.

<sup>3</sup> See <https://www.cmegroup.com/education/files/soybean-crush-reference-guide.pdf>.

## 2. Analytical framework

Let  $x_t$  ( $t = 1, 2, \dots, T$ ) be a weakly stationary stochastic process (here, a time series of price log-returns). The MF DFA algorithm involves the following five steps<sup>4</sup>.

(a) Determine the “profile” ( $y_t$ ) of  $x_t$  as

$$y_k = \sum_{t=1}^k (x_t - \bar{x})', \tag{1}$$

where  $k = 1, 2, \dots, T$  and  $\bar{x}$  is the average of  $x_t$  over the total sample<sup>5</sup>.

(b) Divide the “profile” into  $T_s = \lceil T/s \rceil$  non-overlapping segments of equal length  $s$ . Since  $T$  is not necessarily a multiple of  $s$ , a number of observations at the end may remain outside of the segments. To avoid discarding that part of the time series, exactly the same procedure is repeated starting from the opposite end. Thereby, the number of segments will double ( $2T_s$ ) and none of the observations will be excluded.

(c) For each segment ( $\nu$ ) estimate the local trend by fitting a polynomial of order  $m$  ( $P_{\nu,m}(j)$ ) and compute the local variance as

$$F^2(s, \nu) = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s (y_{(\nu-1)s+j} - P_{\nu,m}(j))^2 \tag{2a}$$

for  $\nu = 1, 2, \dots, T_s$ , and

$$F^2(s, \nu) = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s (y_{T-(\nu-T_s)s+j} - P_{\nu,m}(j))^2 \tag{2b}$$

for  $\nu = T_s + 1, T_s + 2, \dots, 2T_s$ .

(d) Average over all  $2T_s$  segments to obtain the  $q$  order fluctuation function ( $F_q(s)$ ) as

$$F_q(s) = \left( \frac{1}{2T_s} \sum_{\nu=1}^{2T_s} F^2(s, \nu)^{q/2} \right)^{1/q} \tag{3a}$$

for any real value  $q \neq 0$  and

$$F_0(s) = \exp \left( \frac{1}{4T_s} \sum_{\nu=1}^{2T_s} \ln F^2(s, \nu) \right) \tag{3b}$$

for  $q = 0$ . The parameter  $q$  enables one to distinguish between local periods (segments) with small and large fluctuations. In particular, negative (positive) values of  $q$  amplify segments with small (large) fluctuations. For  $q = 2$ , the MF DFA becomes a conventional DFA.

<sup>4</sup> The MF DFA is among the most effective methods for investigating multifractality. At the same time, it is the easiest to implement and the most robust, e.g. (Thompson, Wilson, 2016).

<sup>5</sup> Thomson and Wilson (2016) call the price log returns “disaggregated data” and the profile “aggregated data”.

(e) Repeat steps (c) and (d) for several time scales (i.e. for different values of  $s$ ) to determine the scaling behavior of the fluctuation function<sup>6</sup>. An increasing  $F_q(s)$  for large values of  $s$  in a power-law,  $F_q(s) \sim s^{h(q)}$ , suggests that  $y_t$  is a long-range power law correlated time series. If the scaling exponent  $h(q)$  is independent of  $q$  (i.e. identical for all segments),  $y_t$  is monofractal; if it is  $q$ -dependent,  $y_t$  is multifractal. In the latter case,  $h(q)$  is called generalized Hurst exponent and it reflects differences in the scaling behavior between segments with small ( $q < 0$ ) and with large ( $q > 0$ ) fluctuations. For a process with stationary increments such as  $y_t$ ,  $h(2)$  equals the standard Hurst exponent ( $H$ ) that reflects long-range (global) dependence.

$h(q)$  can be estimated as the slope of the log-log regression of  $F_q(s)$  on  $s$ . When  $h(q) = 0.5$  the time series is, locally, a standard Brownian motion. When  $0 < h(q) < 0.5$ , the process exhibits anti-persistence; that means, locally, a positive increment in the process is more likely to be followed by a negative increment in the next non-overlapping time interval; this tendency for mean reversion results in sample paths with a rough structure. Anti-persistence is consistent with over-reaction to incoming information (Fernandez, 2010). When  $0.5 < h(q) < 1$ , the process exhibits persistence; that means, locally, successive non-overlapping increments are likely to have the same sign; this tendency results in sample paths with a smooth structure. Note that  $h(q)$  is a monotonic (decreasing) function of  $q$  (Ihlen, 2012).

An alternative way to investigate the presence and the pattern of multifractality is through the singularity spectrum  $f(a)$  that summarizes the temporal variation of the generalized Hurst exponents (that is, the singularity content of the time series). The singularity spectrum can be obtained through the Legendre transform

$$\alpha = \frac{d\tau(q)}{dq} = \frac{d(h(q)q - 1)}{dq} = \frac{dh(q)}{dq}q + h(q) \quad (4a)$$

and

$$f(\alpha) = q\alpha - \tau(q). \quad (4b)$$

In (4a),  $\tau(q)$  is the mass (Renyi) exponent and  $\alpha$  is the Holder exponent that characterizes singularities in  $y_t$ . For monofractal time series,  $\alpha = H$  and  $f(a) = 1$  for every  $a$  (i.e. the singularity spectrum collapses to a single point). Multifractal series, however, yield an  $f(a)$  which is a humped function (Ihlen, 2012; Stošić et al., 2019).

Three statistics of the singularity spectrum provide information about the complexity of a time series; namely, its central tendency (mode), its width, and its shape (Shimizu et al., 2002). The central tendency ( $\alpha_0$ ), is the value of the Holder exponent that maximizes  $f(a)$  (i.e. the value at which  $f(a) = 1$ ). Low ( $< 0.5$ ) values of  $\alpha_0$  indicate that the process tends, globally, to exhibit persistence; it has no “fine structure” and it becomes more regular in appearance. High ( $> 0.5$ ) values indicate that the process tends, globally, to exhibit anti-persistence; it has a “fine structure” reflected in a high degree of roughness (Telli, Chen, 2020; Stošić et al., 2019)<sup>7</sup>. The width  $W = \alpha_{\max} - \alpha_{\min}$ ,

<sup>6</sup> Small (large) values of  $s$  correspond to small (large) sub-samples and small (large) sub-samples correspond to small (large) time scales.

<sup>7</sup> Note that for self-affine stochastic processes (i.e. those for which their power spectral density scales as power of their frequency), the standard Hurst exponent ( $H$ ) is negatively related to roughness (Thompson, Wilson, 2016; Kristoufek, 2018). This, in turn, implies that high values of  $h(q)$  tend to be associated with low values of  $\alpha$ . Therefore, a value of  $\alpha_0 < (>) 0.5$  is consistent with a value of  $H > (<) 0.5$ .

captures the degree of multifractality (i.e. the range of possible scaling exponents). High values of  $W$  indicate a series with a “rich” structure (i.e. one that involves more fluctuation and risk).

The shape asymmetry statistic  $A = \frac{\alpha_{\max} - \alpha_0}{\alpha_0 - \alpha_{\min}}$ , provides information about the relative importance

of small and large fluctuations. A left-skewed singularity spectrum ( $A < 1$ ) implies that the time series has a multifractal structure that is insensitive to local fluctuations with small magnitudes (i.e. dominance of large fluctuations); a right-skewed one ( $A > 1$ ) indicates dominance of small fluctuations. A stochastic process with a high value of  $\alpha_0$ , a wide range of scaling exponents, and a right-skewed spectrum is more “complex” (less predictable) than one with the opposite characteristics.

For an informationally efficient market it is the case that  $h(q) = H = 0.5, \forall q \in [q_{\min}, q_{\max}]$ . Based on this, Wang et al. (2009), Al-Yahyaee et al. (2018), and Mensi et al. (2019) suggest that the degree of informational inefficiency can be captured through the market deficiency measure

$$MDM = 0.5[(h(q_{\max}) - 0.5) + (0.5 - h(q_{\min}))] = 0.5[h(q_{\max}) - h(q_{\min})] = 0.5 \cdot \Delta h.$$

The *MDM* relies exclusively on information on the values of the generalized Hurst exponents under extreme large and extreme small fluctuations. As such, it fails to take into account a market’s informational efficiency under milder shocks (which in any case are much more common). Given that  $h(q)$  is monotonically decreasing in  $q$ , the *MDM* is likely to result into a biased (artificially inflated) estimate of market inefficiency. More importantly, a price series can be monofractal (i.e. with degree of multifractality  $\Delta h = 0$ ) and, at the same time, the relevant market can be informationally inefficient<sup>8</sup>. To address this problem, and following Kristoufek (2018), the present work relies on a Modified *MDM* (denoted as *MMDM*) that utilizes information across all values of  $q_s$ . The *MMDM* is defined as

$$MMDM = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{h(q(i)) - 0.5}{R} \right)^2}, \tag{5}$$

$$q(i) = q(\min), \dots, q(\max).$$

In (5), 0.5 is the expected value of the generalized Hurst exponent at fluctuation level  $q(i)$  in the ideal state (informational efficiency);  $R$  is the theoretical range of  $h(q)$  values (for a weakly stationary time series  $R = 1$ );  $n$  is the number of fluctuation levels considered. The measure receives values in  $[0, 0.5]$ . The value 0 corresponds to an informationally efficient market (i.e. where  $h(q(i)) = 0.5 \forall q(i) = q(\min), \dots, q(\max)$ ). The value 0.5 corresponds to a completely inefficient one (i.e. where  $h(q(i)) = 1 \forall q(i) = q(\min), \dots, q(\max)$  (perfect persistence) or where  $h(q(i)) = 0 \forall q(i) = q(\min), \dots, q(\max)$  (perfect anti-persistence) or where  $h(q(i)) = 1$  for some  $i$  and  $h(q(i)) = 0$  for all the rest<sup>9</sup>).

<sup>8</sup> Multifractality is sufficient, not necessary condition for dependence. For example, the monofractal time series with  $h(q) = H = 0.3 \forall q$  exhibits global anti-persistence.

<sup>9</sup> Observe that under informational inefficiency and  $R = 1$  it is the case that  $MMDM = \sqrt{n^{-1} \sum_{i=1}^n (0.5/R)^2} = 0.5$  (the upper bound of the measure).

### 3. The data

The data for the empirical analysis are closing daily prices of soybeans (in \$ per bushel), soybean meal (in \$ per short ton), and soybean oil (in \$ per pound). They have been obtained from Yahoo Finance and they refer to the period 1/1/2015 to 31/12/2021. Crushing a bushel (60 pounds) of soybean typically yields 44 pounds of 48 percent protein meal and 11 pounds of oil. Given that a soybean futures contract is 5000 bushels, a meal contract is 100 short tons, and an oil contract is 60000 pounds, a combination that approximates more accurately the yields involves 11 meal, 9 oil, and 10 soybean contracts<sup>10</sup>. Accordingly, the crush spread in \$ per bushel of soybeans processed is

$$\frac{\left[ (\text{meal price, in } \$/\text{ton}) \times 0.022 \times 11 + (\text{oil price, in } \$/\text{pound}) \times \right.}{\left. \times 11 \times 9 - (\text{soybean price, in } \$/\text{bushel}) \times 10 \right]}{10} \quad (6)$$

The main price drivers in the soybean complex are: (a) the supply in USA and Brazil; (b) the prices of grains; (c) the demand for livestock (soybean meal is a favored feedstock for pigs); (d) the conditions in the wider energy market; and (e) the price for palm oil (the main substitute for soybean oil). Figure 1 presents the evolution of soybeans, meal, and oil prices as well as that of the crush spread. The prices of soybeans and its products follow similar trends (although, over short intervals of time, they may diverge from each other). The main reason behind the spike from early 2020 to mid-2021 was a production shortfall due to poor weather in South America<sup>11</sup>. Since soybeans, meal and oil are intrinsically interlinked commodities their prices are expected to move in the same direction. Because of this, investors perceive trading the crush spread as less risky relative to holding outright futures positions. This perception is reflected in the initial margin requirements (they are lower for trading the spread than individual commodities futures contracts). Nevertheless, when the three prices in the complex diverge the crush spread may become very volatile. Here, the crush spread increased from about 0.5 \$ per bushel in early 2016 to about 2.6 \$ per bushel in mid-2018 to fall to about 1.6 \$ per bushel in the most recent months.

The four futures prices series have been used to compute price log-returns as  $r_{it} = \ln(p_{it}/p_{i,t-1})$ , where  $i$  = soybeans, soybean meal, soybean oil, and the crush spread. Table A1 in the Appendix presents summary statistics and tests on the distribution of price log-returns. Soybeans and oil exhibit negative and statistically significant skewness pointing to the presence of a few very large negative shocks. Soybean meal exhibits positive skewness while the empirical distribution of the crush spread is symmetric. All four series show excess kurtosis pointing to the presence of a broad distribution (i.e. one with fat tails). The excess kurtosis is most notable for the crush spread<sup>12</sup>. The null of normality is strongly rejected in all cases. Table A2 in the Appendix presents

<sup>10</sup> See <https://www.cmegroup.com/trading/agricultural/grain-and-oilseed/soybean-crush-spreads.html>.

<sup>11</sup> See <https://openknowledge.worldbank.org/bitstream/handle/10986/36350/CMO-October-2021.pdf>.

<sup>12</sup> The simple Pearson's correlation coefficients between the price log-returns pairs (soybeans, meal), (soybeans, oil), and (oil, meal) are 0.77, 0.56, and 0.14, respectively, suggesting that co-movement, although positive, is far from perfect. This, in turn, explains the much higher volatility and degree of excess kurtosis in the crush spread relative to the other three time series.

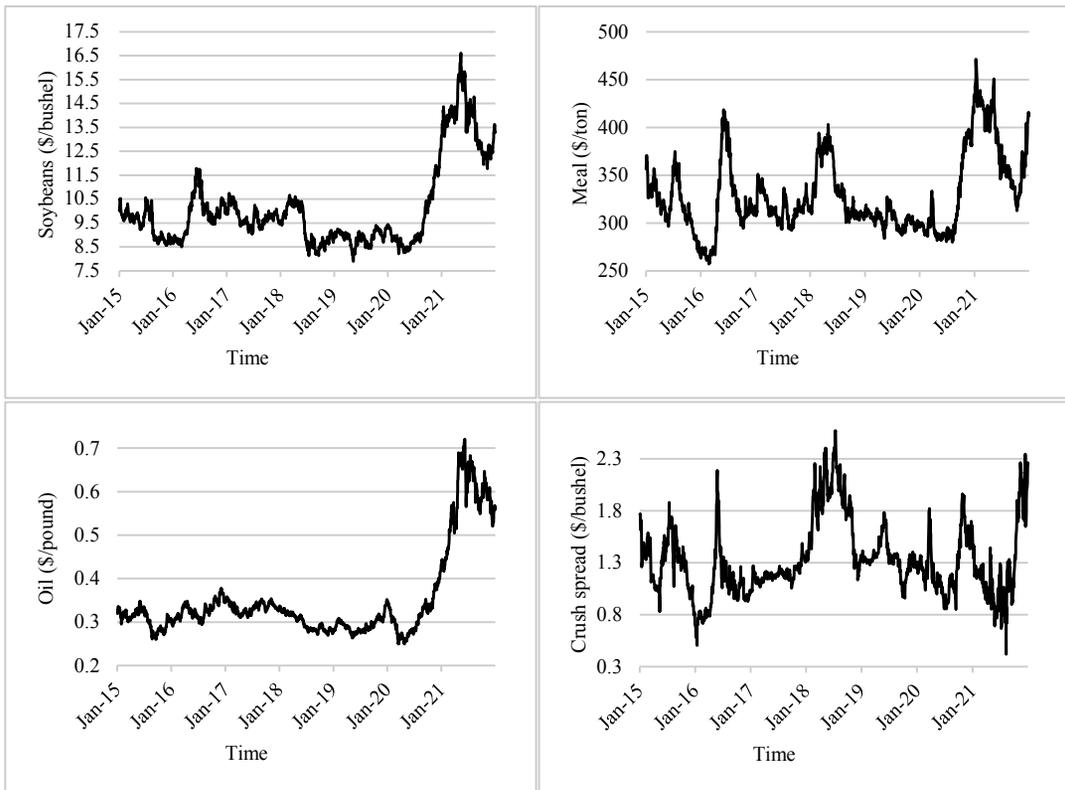


Fig. 1. Soybeans, meal, and oil prices, and the crush spread over 2015–2021

unit root tests on the price log-returns. The null hypothesis of level stationarity is not rejected at any reasonable level of significance.

#### 4. The empirical models and the empirical results

For the empirical implementation of the MFDFA, the time scales ( $s$ ) have been set into  $[10, T/4]$  as in (Kantelhardt et al., 2002; Da Silva Filho et al., 2018); the range of  $q$  to  $[-10, 10]$  as in (Wang et al., 2011; Milos et al., 2020); and the polynomial order to  $m = 1$  as in (Li, Lu, 2011; Milos et al., 2020)<sup>13</sup>. The individual and joint hypotheses tests have been conducted using a Wald-type statistic

$$\Omega = (\Pi \hat{C})' (\Pi \hat{V}_C \Pi')^{-1} (\Pi \hat{C}), \tag{7}$$

where  $\Pi$  is the restrictions' vector,  $C$  is the parameters' vector, and  $\hat{V}_C$  is the bootstrap estimate of their variance-covariance matrix (Patton, 2013). Under a null,  $\Omega$  follows the  $\chi^2$ -distribution with degrees of freedom equal to the number of restrictions.

The MFDFA has been carried out using package MFDFA (Laib et al., 2019) in *R*. Table 1 (panel (a)) presents the generalized Hurst exponents at different  $qs$  for each of the four time

<sup>13</sup> Experimentation with different ranges of  $s$  and  $q$  and different values of  $m$  (2 and 3, in particular) has not led to any notable qualitative change in the results.

series along with information on whether these exponents are individually different from 0.5 at the conventional levels of significance (i.e. each individual null hypothesis is  $h(q(i)) = 0.5$  for  $q(i) = -10, \dots, 10$ ). Table 1, in addition, shows the values of  $\Delta h$  for each of the four series along with information on whether these are individually different from 0 at the conventional levels of significance (i.e. each individual null hypothesis is  $\Delta h = 0$ ). The statistical inference in Tables 1–4 below for both the individual and the joint tests relied on block-bootstrap (Politis, Romano, 1994) with 1000 replications.

**Table 1.** Generalized Hurst exponents

$q$	Original series (a)				Shuffled series (b)				Surrogated series (c)			
	Soybeans	Meal	Oil	Crush spread	Soybeans	Meal	Oil	Crush spread	Soybeans	Meal	Oil	Crush spread
-10	0.60*	0.61**	0.57	0.78***	0.54	0.55	0.66	0.57	0.63	0.57	0.73	0.56
-9	0.59	0.60*	0.56	0.77***	0.53	0.54	0.65	0.57	0.62	0.56	0.73	0.55
-8	0.59	0.60*	0.56	0.76***	0.52	0.53	0.64	0.56	0.62	0.56	0.72	0.54
-7	0.58	0.59*	0.55	0.74***	0.51	0.52	0.63	0.55	0.62	0.56	0.71	0.54
-6	0.57	0.58	0.54	0.73***	0.50	0.52	0.63	0.53	0.62	0.55	0.71	0.53
-5	0.56	0.58	0.53	0.70***	0.49	0.51	0.61	0.52	0.62	0.55	0.70	0.52
-4	0.56	0.57	0.52	0.67***	0.48	0.50	0.60	0.50	0.62	0.55	0.69	0.52
-3	0.55	0.57	0.51	0.63***	0.47	0.49	0.59	0.49	0.61	0.55	0.69	0.51
-2	0.54	0.57	0.51	0.59*	0.47	0.48	0.58	0.47	0.61	0.56	0.68	0.50
-1	0.54	0.57	0.51	0.54	0.47	0.48	0.57	0.46	0.61	0.56	0.68	0.49
0	0.54	0.58*	0.51	0.49	0.47	0.48	0.56	0.44	0.61	0.56	0.67	0.49
1	0.54	0.58*	0.51	0.44	0.48	0.48	0.55	0.43	0.61	0.56	0.67	0.48
2	0.54	0.58	0.51	0.40**	0.48	0.48	0.54	0.41	0.61	0.56	0.66	0.47
3	0.53	0.57	0.50	0.35***	0.49	0.48	0.53	0.40	0.61	0.57	0.65	0.46
4	0.52	0.55	0.49	0.32***	0.50	0.48	0.53	0.38	0.60	0.57	0.64	0.45
5	0.51	0.54	0.47	0.28***	0.50	0.48	0.52	0.37	0.60	0.57	0.63	0.44
6	0.49	0.53	0.45	0.26***	0.50	0.48	0.52	0.36	0.59	0.57	0.62	0.43
7	0.48	0.52	0.44	0.23***	0.50	0.47	0.52	0.35	0.59	0.57	0.61	0.43
8	0.47	0.51	0.42	0.22***	0.50	0.47	0.51	0.34	0.58	0.57	0.60	0.42
9	0.47	0.51	0.41	0.20***	0.50	0.47	0.51	0.33	0.58	0.57	0.59	0.41
10	0.46	0.50	0.40	0.19***	0.49	0.46	0.50	0.33	0.57	0.57	0.58	0.41
$\Delta h$	0.14*	0.11	0.17**	0.58***	0.04	0.08	0.15	0.25	0.06	0.00	0.15	0.15
Joint tests												
$h(-10) = \dots =$	75.03***	90.62***	74.02***	121.71***								
$= h(-1) = 0.5$												
$h(1) = \dots =$	71.57***	69.84***	101.9***	98.23***								
$= h(10) = 0.5$												

Notes. (a) \*, \*\*, and \*\*\* denote statistical significance at the 10, the 5, and the 1 percent level, respectively. The individual null hypotheses are  $h(q_i) = 0.5$  for  $i = -10, \dots, 10$  and  $\Delta h = 0$ .

(b) The part joint tests show the respective  $\chi^2$ -statistics. The critical values of the  $\chi^2$ -distribution with 9 degrees of freedom are 14.604, 16.991, and 21.666 at the 10, the 5, and the 1 percent level, respectively.

The null hypothesis  $h(2) = 0.5$  is not rejected at the conventional levels of significance for soybeans, meal, and oil suggesting that none of these three time series exhibits a tendency for global persistence or anti-persistence (in other words, none of them exhibits long-range dependence/memory). The same hypothesis, however, is rejected (marginally at the 5 percent level) for the crush spread. Given that the empirical value of  $h(2)$  for the latter is less than 0.5, there is some evidence that the crush spread series exhibits global anti-persistence (i.e. the crush spread is, globally, a pink noise process). In two out of four cases (oil and the crush spread)  $\Delta h$  is statistically significant at the 5 percent level offering, thus, strong evidence in favor of multifractality. For soybeans,  $\Delta h$  is statistically significant at the 10 percent level, while for meal  $\Delta h$  is not statistically significant.

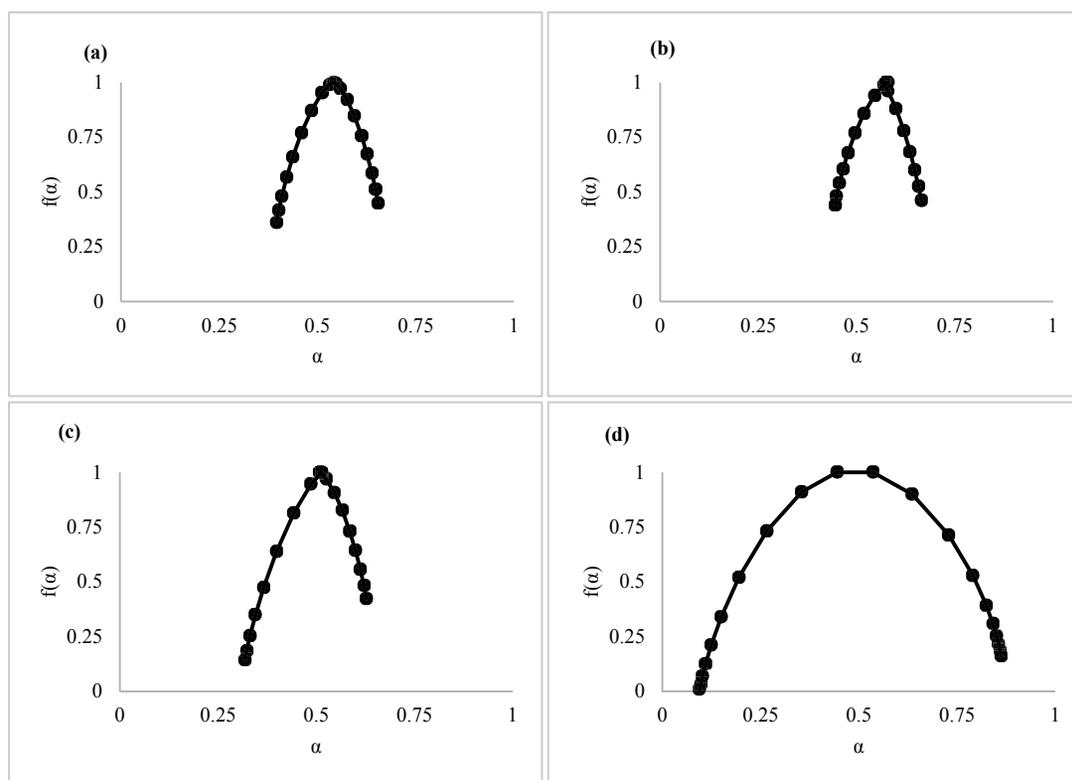
As expected, the generalized Hurst exponents tend to decrease with the magnitude of fluctuations. For soybeans, oil, and the crush spread and for  $q > (< 0)$  the generalized Hurst exponents tend to be lower (higher) than 0.5. For meal, the generalized Hurst exponents are all higher than 0.5. For the crush spread, the large majority of the differences between the  $h(q)$  values and 0.5 are statistically significant at the 1 percent level. For soybeans, meal and oil (and for extreme fluctuations only), less than a handful of these differences are statistically significant even at the 10 percent level. Barring the crush spread, the statistical evidence obtained from the individual tests about local persistence or anti-persistence is, to a very large extent, inconclusive. To shed more light on this important issue, the paper employs joint tests. In particular, given that high (above 0.5) values of  $h(q)$  correspond to low values of  $q$ , it tests the following two joint hypotheses

$$h(-10) = \dots = h(-1) = 0.5, \quad (8a)$$

$$h(1) = \dots = h(10) = 0.5. \quad (8b)$$

For all series, (8a) and (8b) are strongly rejected. One may, therefore, conclude that the prices of soybeans, oil, and of the crush spread exhibit local persistence (anti-persistence) for low (high) values of  $q$ . The returns of the meal price, however, are likely to show local persistence (black noise) for all large and small fluctuations.

Kanterlhardt et al. (2002) highlighted two major sources of multifractality, namely, the differences in serial dependence under small and large fluctuations and the non-Gaussian probability distribution of increments (i.e. the presence of fat-tails). The relative contribution of each source can be investigated using random shuffling and phase-randomization. The random shuffling puts the data from the original series into a random order to ensure that all temporal dependence is destroyed while the probability density function remains exactly the same. The phase-randomization weakens non-Gaussianity but preserves the linear properties of the original data. If the degree of multifractality ( $\Delta h$ ) in the shuffled series is significantly smaller than that in the original series whereas it decreases only slightly with phase-randomization, one may conclude that multifractality is caused by differences in serial dependence under small and large fluctuations. If the degree of multifractality in the surrogated series (the one resulting from phase-randomization) is significantly smaller than that in the original series whereas it decreases only slightly with shuffling, one may conclude that multifractality is caused by a fat-tailed distribution. Finally, if  $\Delta h$  decreases significantly after both shuffling and phase-randomization one may conclude that differences in correlations as well as fat-tails contribute to multifractality.



**Fig. 2.** Singularity spectra: (a) soybeans; (b) meal; (c) oil; (d) crush spread

Table 1 (panels (b) and (c)) shows the generalized Hurst exponents for the shuffled and the surrogated series, respectively<sup>14</sup>. In all cases, random shuffling and phase-randomization have reduced the degree of multifractality. Judging from the relative magnitude of reductions, however, it appears that for meal and the crush spread the contribution of fat tails to multifractality is more important than the differences in serial dependence under small and large fluctuations. The opposite appears to hold for soybeans.

Figure 2 (panels (a), (b) (c), and (d)) presents the singularity spectra for soybeans, meal, oil, and the crush spread, respectively. Table 2 shows the results from individual and joint tests on the three complexity parameters. The mode values ( $\alpha_0$ ) lie in  $[0.49, 0.58]$ . Three (those for soybeans, oil, and the crush spread) are not different from 0.5 at any reasonable level of significance; for meal, the difference is significant at the 10 percent level. The information from the mode values is, therefore, largely consistent with the evidence from Table 1 (panel (a)). The evidence from the individual tests is further reinforced from the results of the joint test (the null hypothesis all four mode values are equal to each other is not rejected at the conventional levels of significance). Note that central tendency measures ranging from 0.5 to 0.6 have been reported by Stošić et al. (2019) for cryptocurrencies, Fernandes et al. (2020) and Ftiti et al. (2021) for energy commodities, and Yin and Wang (2021) for soybeans. The spectrum width values ( $W$ ) lie in  $[0.22, 0.77]$

<sup>14</sup> The surrogated series were obtained through the package *nonlinearTseries* (Garcia, Sawitzki, 2021) in R while the shuffled with the R function *sample* (Becker et al., 1988) of the base package (<https://www.R-project.org/>).

and they are different from zero on the basis of the individual tests. The joint null that  $W$  is the same for all markets is strongly rejected; the joint null, however, that  $W$  is the same only for soybeans, meal, and oil is not rejected. The test results on  $W$ , therefore, are perfectly consistent with what has been already transpired from Table 1 (panel (a)), i.e. all four series are multifractal and the degree of multifractality for the crush spread is higher relative to the rest. The values of the asymmetry statistic ( $A$ ) lie in  $[0.61, 0.94]$ . None of them is statistically different from 1 and the joint null that  $A$  is the same across all four series is not rejected at the conventional levels suggesting that small and large fluctuations are equally important for the evolution of prices in the soybean complex. From Table 2 follows that, first, the soybean, the meal, and the oil markets are equally complex and, second, the crush spread market is more complex relative to the rest only because it involves a higher level of risk.

**Table 2.** Complexity parameters

	Soybeans (1)	Meal (2)	Oil (3)	Crush spread (4)	Joint tests	
$a_0$	0.54	0.58*	0.51	0.49	(1) = (2) = (3) = (4)	2.20
$W$	0.26***	0.22**	0.31***	0.77***	(1) = (2) = (3) = (4) (1) = (2) = (3)	16.34*** 0.48
$A$	0.78	0.66	0.61	0.94	(1) = (2) = (3) = (4)	0.02

Notes. (a) \*, \*\*, and \*\*\* denote statistical significance at the 10, the 5, and the 1 percent level, respectively. The individual null hypotheses are  $a_0 = 0.5$ ,  $W = 0$ ,  $A = 1$ .

(b) The part joint tests show the respective  $\chi^2$ -statistics. The critical values of the  $\chi^2$ -distribution with 3 degrees of freedom are 6.251, 7.815, and 11.345 at the 10, the 5, and the 1 percent level, respectively. The critical values of the  $\chi^2$ -distribution with 2 degrees of freedom are 4.605, 5.991, and 9.210 at the 10, the 5, and the 1 percent level, respectively.

Table 3 shows the values of the *MMDMs* over the total sample. They lie in  $h(q)$ . On the basis of the levels of statistical significance, the individual null of informational efficiency is strongly rejected for meal and the crush spread and weakly rejected for soybeans and oil. The joint null that the degrees of informational inefficiency are the same across all four markets is also strongly rejected. The null, however, that the *MMDMs* are the same for soybeans, meal, and oil is not. One may conclude, therefore, that — for the period 2015 to 2021 — no market has been informationally efficient and that the crush spread one has been more inefficient relative to the rest.

Table 4 shows the values of the *MMDMs* by year. The crush spread market tends to have higher *MMDM* values and it is the one where that null of informational efficiency is more often rejected at the conventional levels. The joint null, however, that the degree of informational efficiency is the same across all four markets or it is the same across the soybeans, the meal, and the oil ones is rejected only for the year 2020.

## 5. Conclusions

The objective of the present work has been to assess informational efficiency in the futures markets of the US soybeans complex. This has been pursued using daily prices over 2015 to 2021 and Multifractal Detrended Fluctuation Analysis, an econometric tool that allows the intensity and the pattern of serial dependence locally to vary with the magnitude underlying fluctuations.

**Table 3.** The modified market deficiency measure (total sample)

	Soybeans (1)	Meal (2)	Oil (3)	Crush spread (4)	Joint tests	
<i>MMDM</i>	0.05*	0.07***	0.05*	0.21***	(1) = (2) = (3) = (4)	15.78***
					(1) = (2) = (3)	0.39

Notes. (a) \*, \*\*, and \*\*\* denote statistical significance at the 10, the 5, and the 1 percent level, respectively. Each individual null hypothesis is  $MMDM = 0$ .

(b) The part joint tests show the respective  $\chi^2$ -statistics. The critical values of the  $\chi^2$ -distribution with 3 degrees of freedom are 6.251, 7.815, and 11.345 at the 10, the 5, and the 1 percent level, respectively. The critical values of the  $\chi^2$ -distribution with 2 degrees of freedom are 4.605, 5.991, and 9.210 at the 10, the 5, and the 1 percent level, respectively.

**Table 4.** The modified market deficiency measure (by year)

<i>MMDM</i>	Soybeans (1)	Meal (2)	Oil (3)	Crush spread (4)	Joint tests	
2015	0.17***	0.23***	0.06	0.28***	(1) = (2) = (3) = (4)	4.67
					(1) = (2) = (3)	3.21
2016	0.16**	0.06	0.14**	0.28***	(1) = (2) = (3) = (4)	4.40
					(1) = (2) = (3)	1.76
2017	0.10	0.15**	0.18***	0.17*	(1) = (2) = (3) = (4)	1.05
					(1) = (2) = (3)	1.00
2018	0.08	0.15**	0.06	0.24***	(1) = (2) = (3) = (4)	3.01
					(1) = (2) = (3)	1.14
2019	0.14**	0.08	0.15**	0.08	(1) = (2) = (3) = (4)	0.76
					(1) = (2) = (3)	0.61
2020	0.22***	0.36***	0.12*	0.27***	(1) = (2) = (3) = (4)	6.48*
					(1) = (2) = (3)	6.34**
2021	0.05	0.16**	0.12*	0.24***	(1) = (2) = (3) = (4)	3.19
					(1) = (2) = (3)	1.86

Notes. See Notes to the Table 3.

The empirical results suggest:

(a) The input (soybeans) and the output (soybean meal and oil) prices are not likely to exhibit long-range dependence either on the basis of the Hurst exponent or on the basis of the mode of the singularity spectrum. There is, however, (weak) evidence of global anti-persistence for the crush spread series on the basis of the Hurst exponent only.

(b) The prices of soybeans, soybean oil and of the crush spread are multifractal either on the basis of the degree of multifractality or on the basis of the width of the singularity spectrum. The price of soybean meal is multifractal on the basis of the width of the singularity spectrum only. As far as the pattern of multifractality is concerned, soybeans, soybean oil, and the crush spread prices exhibit local anti-persistence (persistence) under large (small) fluctuations while that soybean meal is likely to show local persistence for all large and small fluctuations. In this respect, the findings here are not in agreement with those of He, Chen (2010) and Yin, Wang (2021) according to which the futures price of soybeans in the US exhibit local persistence.

As noted by Kristoufek and Vosvrda (2013, 2014), there is no inconsistency whatsoever between the absence of global dependence and the presence of local persistence or anti-persistence.

Such finding is simply an indication that short-term trends such as “bear” (i.e. a declining market with a negative mood) and “bull” (i.e. an increasing market with a positive mood) are not necessarily reflected in the global characteristics of a price series; long-range dependence is likely to vanish through the interaction of supply and demand (arbitrage).

The pattern of local serial dependence is an important piece of information for traders. In soybean meal market (where prices exhibit persistence for small and large fluctuations) trend-oriented trading strategies such as those based on moving averages are likely to be profitable. In the markets of soybeans, soybean oil, and of the crush spread (where prices show persistence for small fluctuations and anti-persistence for large ones), however, it appears that traders should condition their strategies on the magnitude of the underlying shocks; specifically, they should use trend-oriented (oscillatory) strategies for small (large) fluctuations.

(c) None of the four markets considered has been informationally efficient. The most inefficient among them has turned out to be that of the crush spread. This observation applies to the results from the whole sample as well as to those from the individual years. The inefficiency of the crush spread market is directly related to the level of price risk (reflected in a higher degree of multifractality and in a much wider singularity spectrum relative to the other three markets). This finding is surprising because (as already noted in Section 3) investors perceive trading of the crush spread as less risky relative to holding outright futures positions. Nevertheless, the higher volatility of the crush spread series, over 2015–2021, has been already evident from Figure 1 and from the descriptive statistics and the tests on price log-returns shown in Table A1 (Appendix). Whether the lower margin can compensate for the risk involved in the crush spread market is an empirical question. In any case, the “rich” structure of the crush spread series points to ample opportunities for speculation in the crush spread market something that appears to be consistent with results of technical analysis obtained earlier by Johnson et al. (1991) and Simon (1999).

Future research may assess and compare informational efficiency in other sets intrinsically interlinked markets. Examples are the futures markets of crude oil and its products, and futures markets of electricity and natural gas or of electricity and coal. The gross operational margins for these complexes are the crack, the spark, and the dark spread, respectively.

## References

- Al-Yahyaee K. H., Mensi W., Yoon S.-M. (2018). Efficiency, multifractality, and the long-memory property of the Bitcoin market: A comparative analysis with stock, currency, and gold markets. *Finance Research Letters*, 27 (C), 228–234. DOI: 10.1016/j.frl.2018.03.017.
- Anscombe J., Glynn W. (1983). Distribution of kurtosis statistic  $b_2$  for normal statistics. *Biometrika*, 70 (1), 227–234. DOI: 10.1093/biomet/70.1.227.
- Becker R. A., Chambers J. M., Wilks A. R. (1988). *The new S language*. Wadsworth & Brooks/Cole.
- Bolgorian M., Gharli Z. (2011). A multifractal detrended fluctuation analysis of gold price fluctuations. *Acta Physica Polonica B*, 42 (1), 159–169. DOI: 10.5506/APhysPolB.42.159.
- D’Agostino R. (1970). Transformation to normality of the null distribution of  $g_1$ . *Biometrika*, 57 (3), 679–681. DOI: 10.1093/biomet/57.3.679.
- Da Silva Filho A. C., Maganini N. D., De Almeida E. F. (2018). Multifractal analysis of Bitcoin market. *Physica A. Statistical Mechanics and its Applications*, 512, 954–967. DOI: 10.1016/j.physa.2018.08.076.

Diniz-Maganini N., Rasheed A. (2022). Price efficiency and safe-haven property of Bitcoin in the pandemic era. *Studies in Economics and Finance*, 39 (3), 403–418. DOI: 10.1108/SEF-06-2021-0235.

Fama E. (1965). Random walks in stock market prices. *Financial Analysts Journal*, 21 (5), 55–59. DOI: 10.2469/faj.v21.n5.55.

Fernandes L. H. S., De Araújo F. H. A., Silva I. E. M. (2020). The (in)efficiency of NYMEX energy futures: A multifractal analysis. *Physica A. Statistical Mechanics and its Applications*, 556 (C), 124783. DOI: 10.1016/j.physa.2020.124783.

Fernandez V. (2010). Commodity futures and market efficiency: A fractional integrated approach. *Resource Policy*, 35, 276–282. DOI:10.1016/j.resourpol.2010.07.003.

Ftiti Z., Jawadi F., Louhich W., El Arbi Madani M. (2021). Are oil and gas futures markets efficient? A multifractal analysis. *Applied Economics*, 53 (2), 164–184. DOI: 10.1080/00036846.2020.1801984.

Garcia C. A., Sawitzki G. (2021). NonlinearTseries package. <https://cran.r-project.org/web/packages/nonlinearTseries/nonlinearTseries.pdf>.

Gu G.-F., Zhou W.-X. (2010). Detrending moving average algorithm for multifractals. *Physical Review E*, 82 (1), 011136. DOI: 10.1103/PhysRevE.82.011136.

Gu R., Chen H., Wang Y. (2010). Multifractal analysis on international crude oil markets based on the multifractal detrended fluctuation analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 389 (14), 2805–2815. DOI: 10.1016/j.physa.2010.03.003.

He L.-Y., Chen S.-P. (2010). Are developed and emerging agricultural futures markets multifractal? A comparative perspective. *Physica A. Statistical Mechanics and its Applications*, 389 (18), 3828–3836. DOI: 10.1016/j.physa.2010.05.021.

Hurst H. (1951). Long term storage capacity of reservoirs. *Transactions of the American Society of Engineers*, 116 (1), 770–799. DOI: 10.1061/TACEAT.0006518.

Ihlen E. A. (2012). Introduction to multifractal detrended fluctuation analysis in Matlab. *Frontiers in Physiology*, 3 (141). DOI: 10.3389/fphys.2012.00141.

Johnson R., Zulauf C., Irwin S., Gerlow M. (1991). The soybean complex spread: An examination of market efficiency from the viewpoint of the production process. *Journal of Futures Markets*, 11 (1), 25–37. DOI: 10.1002/fut.3990110104.

Kantelhardt J., Zschiegner S., Koscielny-Bunde E., Havlin S., Bunde A., Stanley H. E. (2002). Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica A. Statistical Mechanics and its Applications*, 316 (1–4), 87–114. DOI: 10.1016/S0378-4371(02)01383-3.

Kristoufek L., Vosvrda M. (2013). Measuring capital market efficiency: Global and local correlations structure. *Physica A. Statistical Mechanics and its Applications*, 392 (1), 184–193. DOI: 10.1016/j.physa.2012.08.003.

Kristoufek L., Vosvrda M. (2014). Commodity futures and market efficiency. *Energy Economics*, 42, 50–57. DOI: 10.1016/j.eneco.2013.12.001.

Kristoufek L., Vosvrda M. (2016). Gold, currencies, and market efficiency. *Physica A. Statistical Mechanics and its Applications*, 449, 27–34. DOI: 10.1016/j.physa.2015.12.075.

Kristoufek L. (2018). On Bitcoin markets (in)efficiency and its evolution. *Physica A. Statistical Mechanics and its Applications*, 503 (C), 257–262. DOI: 10.1016/j.physa.2018.02.161.

Kwiatkowski D., Phillips P. C. B., Schmidt P., Shin Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. *Journal of Econometrics*, 54 (1–3), 159–178. DOI: 10.1016/0304-4076(92)90104-Y.

Laib M., Telesca L., Kanevski M. (2019). Package 'MFDDFA'. <https://cran.r-project.org/web/packages/MFDDFA/MFDDFA.pdf>.

Lo A., MacKinlay A. (1988). The size and power of the variance ratio test in finite samples: A Monte Carlo investigation. *Journal of Econometrics*, 40 (2), 203–238. DOI: 10.1016/0304-4076(89)90083-3.

Lo A. (2004). The adaptive markets hypothesis: Market efficiency from an evolutionary perspective. *The Journal of Portfolio Management*, 30 (5), 15–29. DOI: 10.3905/jpm.2004.442611.

Li Z., Lu X. (2011). Multifractal analysis of China's agricultural futures markets. *Energy Procedia*, 5, 1920–1926. DOI: 10.1016/j.egypro.2011.03.330.

Mensi W., Tiwari A. K., Al-Yahyaee K. H. (2019). An analysis of the weak form efficiency, multifractality and long memory of global, regional and European stock markets. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 72 (C), 168–177. DOI: 10.1016/j.qref.2018.12.001.

Milos L., Barna H., Botoc C. (2020). Multifractal detrended fluctuation analysis (MF-DFA) of stock market indexes. Empirical evidence from seven Central and Eastern European markets. *Sustainability*, 12 (2), 1–15. DOI: 10.3390/su12020535.

Mitchell J. (2010). Soybean futures crush spread arbitrage: Trading strategies and market efficiency. *Journal of Risk and Financial Management*, 3 (1), 63–96. DOI: 10.3390/jrfm3010063.

Muzy J.-F., Bacry E., Arnéodo A. (1993). Multifractal formalism for fractal signals: The structure-function approach versus the wavelet-transform modulus-maxima method. *Physical Review E*, 47 (2), 875–884. DOI: 10.1103/PhysRevE.47.875.

OECD-FAO (2021). Agricultural outlook 2021–2030 (Table C.18.1). <https://www.oecd-ilibrary.org/docserver/945fd96c-en.pdf?expires=1647876789&id=id&acname=guest&checksum=ADC72E39D46FA94EC506BF5707096BF1>.

Patton A. J. (2013). Copula methods for forecasting multivariate time series. *Handbook of Economic Forecasting*, 2B, 899–960. Elsevier, North Holland.

Peng C., Havlin S., Stanley S., Goldberger A. (1995). Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. *Chaos*, 5 (1), 82–87. DOI: 10.1063/1.166141.

Politis D., Romano J. (1994). Limit theorems for weakly dependent Hilbert space valued random variables with applications to the stationary bootstrap. *Statistica Sinica*, 4 (2), 461–476.

Robinson P. (1994). Efficient tests of nonstationary hypotheses. *Journal of the American Statistical Association*, 89 (428), 1420–1437. DOI: 10.2307/2291004.

Samuelson P. (1965). Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly. *Industrial Management Review*, 6 (2), 41–49.

Shapiro S., Wilk M. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52 (3–4), 591–611. DOI: 10.2307/2333709.

Shefrin H. (2000). *Beyond greed and fear: Understanding behavioral finance and the psychology of investing*. Harvard Business School Press. Harvard, MA.

Shiller R. (2003). From efficient market theory to behavioral finance. *Journal of Economic Perspectives*, 17 (1), 83–104. DOI: 10.1257/089533003321164967.

Shimizu Y., Thurner S., Ehrenberger K. (2002). Multifractal spectra as a measure of complexity in human posture. *Fractals*, 10 (1), 103–116. DOI: 10.1142/S0218348X02001130.

Simon D. (1999). The soybean crush spread: Empirical evidence and trading strategies. *Journal of Futures Markets*, 19 (3), 271–289. DOI:10.1002/(SICI)1096-9934(199905)19:3<271::AID-FUT2>3.0.CO;2-P.

Stošić D., Stošić D., Stošić T., Stanley H. E. (2015). Multifractal analysis of managed and independent float exchange rates. *Physica A. Statistical Mechanics and its Applications*, 428, 13–18. DOI: 10.1016/j.physa.2015.02.055.

Stošić D., Stošić D., Ludermir T. B., Stošić T. (2019). Multifractal behavior of price and volume changes in the cryptocurrency market. *Physica A. Statistical Mechanics and its Applications*, 520, 54–61. DOI: 10.1016/j.physa.2018.12.038.

Telli Ş., Chen H. (2020). Multifractal behavior in return and volatility series of Bitcoin and gold in comparison. *Chaos, Solitons and Fractals*, 139. DOI: 10.1016/j.chaos.2020.109994.

Thompson J. R., Wilson J. R. (2016). Multifractal detrended fluctuation analysis: Practical applications to financial time series. *Mathematics and Computers in Simulation*, 126 (C), 63–88. DOI:10.1016/j.matcom.2016.03.003.

Wang Y., Liu L., Gu R. (2009). Analysis of efficiency for Shenzhen stock market based on multifractal detrended fluctuation analysis. *International Review of Financial Analysis*, 18 (5), 271–276. DOI: 10.1016/j.irfa.2009.09.005.

Wang Y., Wei Y., Wu C. (2011). Analysis of efficiency and multifractality of gold markets based on multifractal detrended fluctuation analysis. *Physica A. Statistical Mechanics and its Applications*, 390 (5), 817–827. DOI: 10.1016/j.physa.2010.11.002.

Yin T., Wang Y. (2021). Market efficiency and nonlinear analysis of soybean futures. *Sustainability*, 13 (2), 518. DOI: 10.3390/su13020518.

Received 10.01.2022; accepted 15.04.2022.

## Appendix

**Table A1.** Descriptive statistics and tests on the distributions of price log-returns

Statistic	Soybeans	Meal	Oil	Crush spread
Mean	0.000	0.000	0.000	0.000
Median	0.000	-0.001	0.000	0.001
SD	0.012	0.014	0.014	0.055
Minimum	-0.086	-0.083	-0.093	-0.730
Maximum	0.064	0.075	0.066	0.688
1 <sup>st</sup> quartile	-0.007	-0.008	-0.008	-0.021
3 <sup>rd</sup> quartile	0.007	0.007	0.009	0.021
Skewness	-0.246***	0.126**	-0.155***	0.080
Kurtosis	6.924***	5.985***	5.099***	44.983***
Normality	0.961***	0.966***	0.983***	0.753***

Notes. \*\*, and \*\*\* denote statistical significance at the 5, and the 1 percent level, respectively. Skewness, kurtosis, and normality been evaluated the tests by D'Agostino (1970), Anscombe, Glynn (1983), and Shapiro, Wilk (1965), respectively.

**Table A2.** Unit root tests on price log-returns

	Soybeans	Meal	Oil	Crush spread
With constant	0.165	0.112	0.259	0.071

Notes. The critical values for the KPSS test (Kwiatkowski et al., 1992) with a constant are 0.347, 0.436, and 0.739 at the 10, the 5, and the 1 percent level, respectively.

Прикладная эконометрика, 2022, т. 66, с. 85–98.

Applied Econometrics, 2022, v. 66, pp. 85–98.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-66-85-98

B. Kalima, T. J. Gopane<sup>1</sup>

# Portfolio performance under dynamic systematic risk and conditional betas: the South African unit trust market

*This study examines whether South African unit trust managers can outperform the market and demonstrate distinct market-timing abilities under systematic dynamic risk. A conditional portfolio evaluation method is used under dynamic systematic risk. The BEKK-MGARCH model is applied to estimate the time-varying CAPM beta. The sample of the study includes 86 unit trust funds for the hardly studied multi-asset class between 2010 and 2019 in South Africa. The findings of the study show positive evidence that portfolio managers in the South African unit trust market possess some skills for market timing and outperformance. These results differ from most of the outcomes obtained through model-free performance-evaluation methods. The significant contribution of this study to the literature is in conditioning beta to both time and economic variables within the same asset pricing model, and then applying it to the emerging market of South Africa. Another strength of this paper is maintaining patient and formal adherence to econometric requirements of model validation. The empirical findings of the study should benefit portfolio managers, investors, and regulators with updated insight into the importance of considering both risk variability and changing economic factors in portfolio evaluation.*

**Keywords:** portfolio performance evaluation; dynamic systematic risk; unit trust.

**JEL classification:** C58; G10; G11.

## 1. Introduction

The South African unit trust industry attracted USD 5.63 billion net inflows during the second quarter of 2020 at a time of very little economic activity caused by the global coronavirus pandemic, among other things. An industry of such magnitude and activity calls for continuous performance evaluation in the interests of investors and other stakeholders. Underperforming portfolio managers are likely to experience negative flows (Berk, Green, 2004; Arendse et al., 2018). In tandem with the ground-breaking work of Markowitz (1952, 1959, 1976, 2005, 2009), the early pioneers had a common vision, seemingly, to develop risk-adjusted performance measures such as the Capital Asset Pricing Model (CAPM) for practical application (Treyner, 1961; Sharpe, 1964; Lintner, 1965; Mossin, 1966). The problem with the original CAPM was that it assumed static risk evolution, which is inconsistent with the dynamic economic environment

<sup>1</sup> Kalima, Bwalya — University of Johannesburg, Johannesburg, South Africa; bwalyadcc@gmail.com.  
Gopane, Thabo J. — University of Johannesburg, Johannesburg, South Africa; tjgopane@uj.ac.za.

in which active fund managers operate. In recognition of the shortcomings of earlier models underpinning funds assessment, a research dimension emerged (Ferson, Schadt, 1996; Holmes, Faff, 2004; Agarwal, Pradhan, 2019) that sought to improve portfolio evaluation by acknowledging the importance of time varying systematic risk and how it is influenced by economic factors. Effectively these studies show modelling awareness of anomalies (Latif et al., 2012) associated with Efficient Market Hypothesis (EMH) which is popularly linked to the work of Fama (1965, 1970, 1991, 1998). However, the inherent weaknesses in the related empirical studies are a tendency of studies to condition beta on time alone, while others condition beta on economic variables separately. For this reason, the current study aims to apply full beta conditioning on time and economic factors within the same study and same econometric model. The objective is to examine whether South Africa's wealth managers may achieve profitable performance through stock selection and market-timing skills.

The findings of early empirical tests on portfolio performance hardly showed evidence of market outperformance by fund managers on the market (Sharpe, 1966; Treynor, Mazuy, 1966; Jensen, 1968; Black et al., 1972; Grinblatt, Titman, 1989). A common reason raised for this poor performance was investment costs and to some extent EMH scarce abnormal profit predictions. However, recently researchers argue convincingly that a major influence on performance outcomes is the model applied (Ferson, Schadt, 1996; Christopherson et al., 1998, 1999; Mamaysky et al., 2008). For example, after using conditional models on USA mutual funds, there was improvement in performance. In support of the above findings, Holmes and Faff (2004) found evidence of outperformance after using conditional models on 198 Australian multi-sector funds. In addition, Hammami et al. (2013) used conditional models to evaluate 30 mutual funds' performance in Tunisia from 2002 to 2010 and obtained improved results. Regarding India's mutual funds, researchers find evidence of underperformance using unconditional models (Rekha, Rajender, 2013) and outperformance when using conditional models (Agarwal, Pradhan, 2019).

In South Africa, there is a wide range of studies on portfolio performance that focused on testing ability for stock selection and market timing (Gilbertson, Vermaak, 1982; Knight, Firer, 1989; Oosthuizen, Smit, 2002). Gilbertson and Vermaak (1982) found evidence of outperformance only after adjusting for risk when evaluating 11 funds between 1974 and 1981. Bertolis and Hayes (2014) support the above findings, analysing 92 general trusts over the period 1994 to 2012, using Jensen's (1968) measure. In contrast, there was no evidence of outperformance from stock selection when 10 unit trust funds were analysed using traditional risk-adjusted measures (Knight, Firer, 1989). Oosthuizen and Smit (2002) found similar results when evaluating 72 equity funds for performance from 1997 to 2001. Thobejane et al. (2017) also found negative performance in a study of 191 equity unit trusts using the Sharpe and Sortino ratios. However, using conditional models to evaluate 7 equity unit trusts from 1989 to 2002 resulted in improvement in performance (Akiniolire, Smit, 2003). There is no evidence of market timing found in South African studies using the Treynor–Mazuy model and Henriksson–Merton model (Akiniolire, Smit, 2003; Thobejane et al., 2017). Such mixed findings in the literature mean further investigation is necessary to improve knowledge on the status quo regarding the performance of the South African CIS market.

The rest of this paper is organised as follows: Section 2 outlines the unit trust market, Section 3 explains the methodology of the study, Section 4 is involved with reporting and interpretation of results, while Section 5 concludes the study.

## 2. Unit trust market

According to Rouwenhorst (2004), unit trusts may be traced to the eighteenth century in the Netherlands. The first collective investment was founded by a broker named Abraham van Ketwich after the financial crisis of 1772/1773 to minimise the dangers posed by investing in single or small quantities of securities. Fletcher (1999) attests to the growth of the unit trust industry in the UK, and international portfolio investments in the 1980s are attributed to the financial liberation of world economies and capital market integration. Australia and China, among several other economies, have had a fair share of growth in the sector (Drew, Stanford, 2003; Kiymaz, 2015). In most African countries, stock markets are still small and technologically weak, and this limits the growth of the unit trust market (Ntim, 2012).

Collective Investment Schemes (CISs) are a type of investment that pools funds from investors for the purpose of managing and investing in various asset classes. In South Africa, the Collective Investment Schemes Act (CISCA) No. 45 of 2002 governs CISs, with unit trusts being the most popular. The first unit trust in South Africa was launched in June 1965, with a value of USD 634000 in assets. It was called the South African Growth Equities (SAGE) fund and is still in existence today (ASISA, 2015). The sector grew slowly in the first 30 years of its existence. Meyer-Pretorius and Wolmarans (2006) add that by 2005, funds grew exponentially to a total count of 567 with USD 22.08 billion in asset value after the arrival of the new democracy and subsequent opening of the economy. The unit trust industry has become a significant contributor to the economy in South Africa, and this stimulates applied and academic research to understand its performance as a financial sector.

The South African unit trust market continues to grow exponentially. By the end of first quarter of 2021, the registered number of funds has reached a total count of 1669, with an asset value of USD 183.7 billion (ASISA, 2021). These funds are spread among four main classes: equity, real estate, interest bearing, as well as multi-asset funds. The current study focuses on domestic multi-asset class which is primarily subdivided into income, equity, and flexible funds. There are several observations about multi-asset class that have generated interest for this current study. The multi-asset class does not only have the highest market share of 47%, but it is also a leader in terms of fund inflows and number of funds registered. Arguably a study on this class allows some reasonable representativity in the South African unit trust market as it also has capacity to extend exposure towards other asset classes. Further, a review of literature has shown that various types of unit trust funds have been exposed to significant empirical studies in South Africa but not the multi-asset class.

## 3. Methodology

### 3.1. Motivation

The major limitation posed by traditional performance measures is the assumption of single period investment horizon and static risk. Therefore, to alleviate such limitations, a model that acknowledges dynamic systematic risk and continuous economic changes is necessary. Such a model should explain fund returns better as applied in the current study. Examples are Black et al. (1992) who modified Jensen's (1968) alpha by incorporating time-varying beta, Ferson and Schadt (1996)

modified three models namely, Jensen (1968), Treynor and Mazuy (1966), and Henriksson and Merton (1981) by conditioning beta on the economy. However, these modifications are still limited in the sense that time-dynamic and economy-dependent beta are not used in one model (except (Holmes, Faff, 2004)). The current study merges the aforementioned models into one model that improves beta to a reasonable performance. Further studies on managed funds that conditioned beta found enhanced performance measurement for stock-selection skills and market timing (Christopherson et al., 1999; Elton et al., 1999; Hammami et al., 2013; Agarwal, Pradhan 2019). The current study uses the BEKK-MGARCH model to compute time-varying beta, which is a technique used by Hammami et al. (2013) and Vrontos et al. (2011) in related applications. South African literature has not adequately explored the research area of dynamic beta in portfolio evaluation. In addition, application of conditioning beta on time and economic variables is even more lacking.

The econometric methods selected to test the hypotheses are the improved conditional models of Jensen (1968), Treynor and Mazuy (1966) as well as Henriksson and Merton (1981). Hereafter, the three models will be referred to as the Jensen Model, TM Model, and HM Model, respectively.

*Hypothesis 1 (H1):* conjectures that *South African unit trust managers cannot outperform the market consistently*, which is tested using the Jensen Alpha (or Jensen Model). For a manager to outperform the benchmark, there is demonstration of unique stock-selection skills observed by changes in the portfolio asset composition. The asset composition, which changes in line with market movements, indicates the market-timing skills of a manager.

*Hypothesis 2 (H2):* says that *South African unit trust managers do not have market-timing skills*. This hypothesis has two components: The first part (H2a) applies HM Model to test market timing with regard to identifying bulls and bears while H2b uses TM Model to examine market timing with regard to fluctuation directions.

### 3.2. Econometric models

The primary econometric models used in the current study are outlined in equations (1) to (3b). Equation (1) summarises three models, Jensen Alpha, HM Model, and TM Model.

$$R_{pt} = \alpha_p + \hat{\beta}_{pt} R_{mt} + \beta'_p z_{t-1} R_{mt} + \delta_x X_t R_{mt} + \varepsilon_{pt}, \quad \varepsilon_t \sim \text{iid}(0, \sigma^2), \quad (1)$$

$$\hat{\beta}_{pt} = \frac{\text{Cov}(R_{it-1}, R_{mt-1})}{\text{Var}(R_{mt-1})}, \quad (2)$$

where  $X \in \{0, R_{mt}, D\}$ :  $X = 0 \Rightarrow$  Jensen Model,  $X = D \Rightarrow$  HM Model,  $X = R_m \Rightarrow$  TM Model.

The variable  $R_{pt}$  is the return of the portfolio in excess of the risk-free rate ( $R_{pt} = R_{Pt} - R_{Ft}$ );  $\alpha_p$  is the portfolio alpha which measures abnormal performance in excess of benchmark;  $\hat{\beta}_{pt}$  is the dynamic beta of the portfolio;  $R_{mt}$  is the return of the market in excess of risk-free rate ( $R_{mt} = R_{Mt} - R_{Ft}$ );  $\varepsilon_{pt}$  is the error term of the regression analysis which is assumed to follow a normal distribution.

If  $X$  is 0, then equation (1) is the conditional Jensen Model and the coefficient  $\delta_x$  is zero. The positive Jensen alpha ( $\alpha_p > 0$ ) means that a manager has the ability to outperform the benchmark. A negative Jensen alpha ( $\alpha_p < 0$ ) means the manager does not possess skills to outperform the benchmark.

If  $X$  is  $D$ , then equation (1) is the conditional HM Model and  $\delta_x$  becomes the coefficient for the dummy variable. The variable  $D$  is a dummy variable that determines a manager's ability to time the market. It takes on two values: one if the market is up ( $R_{mt} > 0$ ) or zero if the market is down ( $R_{mt} < 0$ ). Intuitively, when a fund manager anticipates an upswing in the market, the asset composition will change in line with risk dynamics.

If  $X$  is  $R_m$ , then equation (1) is the TM Model and  $\delta_x$  becomes the coefficient of  $R_{mt}^2$ . The variable  $R_{mt}^2$  is the squared excess market returns that will reflect an increase (if positive) or decrease (if negative), depending on the direction of the market. A manager's response in changing the portfolio asset composition in line with the new information given by  $R_{mt}^2$  indicates a manager's ability to time the market.

In equation (1), beta is conditioned on both time and economy. The terms  $\beta'_p z_{t-1}$  capture the beta conditioning on lagged economic factors. These predetermined economic variables are identified from the literature (Ferson, Schadt, 1996; Roy, 2016) based on their satisfactory performance in prior empirical studies. Therefore, beta varies with time, according to equation (2) and the BEKK-MGARCH(1,1) model in (3a)–(3b):

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t, \quad (3a)$$

$$H_t = CC' + A\varepsilon_{t-1}\varepsilon'_{t-1}A' + BH_{t-1}B'. \quad (3b)$$

Equation (3a) is the mean equation, where  $y_t$  is a  $k \times 1$  vector of portfolio returns for each of multi-asset flexible, income and equity portfolios. In equation (3b),  $C$  is a  $k \times k$  lower triangular matrix, while  $A$  and  $B$  are  $k \times k$  coefficient matrices to be computed. The disturbance term is assumed to be  $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma_t)$ , where  $\Sigma_t$  is the covariance matrix.

### 3.3. Data characteristics

*Survivorship bias.* Owing to data limitations the current study will only utilise data on funds that are currently existing. When some funds disappear from the market during the period of empirical evaluation, then the issue of survivorship bias is assumed to exist. While in portfolio evaluation researchers do traditionally worry about the survivorship issue, some authors now caution against overstating the alleged problem. For instance, Wermers (1997) argues that drop-out funds are representative of the universe of funds and their returns are not different from those of survivor funds. Further, some studies found that survivorship bias was not statistically significant (Bauer et al., 2007; Pawley, 2006) which means its consideration is either immaterial or should not be blown out of proportion. Also, in a dedicated study by Pawley (2006) the author observed that the effect of survivorship bias was only 0.23% over a five-year period and only an average of 1.05% over 20 years. In the current study, data constraints have made it impossible to locate information on non-existent funds. However, in view of the reported miniscule possible bias the study proceeds on the premise that the disregard of survivorship issue should not influence the empirical results significantly.

*Data description and validation.* In Section 2 a discussion was given as a motivation for a research focus of the current study on multi-asset class which encapsulates income, equity, and flexible portfolios. The process of scrutinising and selecting these sub-funds was conducted in consultation of the ASISA industry website (<https://www.asisa.org.za/statistics/collective-investments-schemes>). In order to compute rates of return for income, equity and flexible portfolios within the multi-asset category the study uses data on net asset values (NAV) sourced from Iress database ([www.Iress.com](http://www.Iress.com)). This database is commonly used in financial markets research in South Africa (Akiniolire, Smit, 2003; Bertolis, Hayes, 2014). To capture the dynamics of returns, the study uses monthly gross NAV for the period, 2010 to 2019. It is a common practice in the literature to use monthly returns to evaluate portfolio performance due to the nature of investment (Black et al., 1992; Akiniolire, Smit, 2003; Vrontos et al., 2011). As at September 2020, the number of registered unit trusts was 1649, of which 471 were multi-asset class after removing funds-of-funds in an effort to avoid double counting. Subsequent to the process of cleaning and discarding funds with insufficient data the remaining final sample of unit trusts is 86 which is prepared for empirical study. The proxy for risk-free rate used was government's All Bond Index (ALBI), similar to Bertolis and Hayes (2014) while the proxy for market index is the FTSE/JSE All Share Index (ALSI).

Table 1 presents summary descriptive statistics of the data to be used in this study. The data satisfied tests of normality, multicollinearity and stationarity. Table 1 confirms that the data follows a normal distribution based on skewness and kurtosis tests. As shown in all columns of Table 1 the Jarque–Bera (JB) test failed to reject the null of normality at less than 1% level except for portfolio 3, that rejected at less than 10% level of statistical significance. An inspection of the multicollinearity matrix in Table A1 (in Appendix) shows that the explanatory variables are not correlated, which is favourable for regression models applied in this study. The test of stationarity (Table A2, in Appendix) showed that all variables are stationary at conventional levels of statistical significance.

**Table 1.** Summary descriptive statistics

	Portfolio 1	Portfolio 2	Portfolio 3	Risk Free	Market Premium	Z1	Z2	Z3
Mean	0.0003	0.0008	0.00010	0.0030	-0.00020	0.2112	0.1370	-0.0038
Median	0.0009	0.0014	0.0012	0.0035	-0.00060	0.2112	0.1294	-0.0006
Maximum	0.0305	0.0253	0.0192	0.0164	0.0305	0.2223	0.2718	0.0407
Minimum	-0.0305	-0.0287	-0.0204	-0.0162	-0.0304	0.1954	0.0140	0.0611
Std. Dev.	0.0134	0.0146	0.0090	0.0077	0.0149	0.0066	0.0523	0.0260
Skewness	-0.3707	-0.1588	-0.4917	-0.1923	-0.0500	-0.2042	0.0613	-0.3161
Kurtosis	3.0665	2.2786	2.7266	2.6060	2.3338	2.4554	2.5649	2.2682
Jarque–Bera	2.7473	3.0803	5.1657	1.5032	2.2498	2.2980	1.0133	4.6370
Probability	0.2532***	0.2143***	0.0756***	0.4716***	0.3247***	0.3170***	0.6025***	0.0984***
Observations	119	119	119	119	119	119	119	119

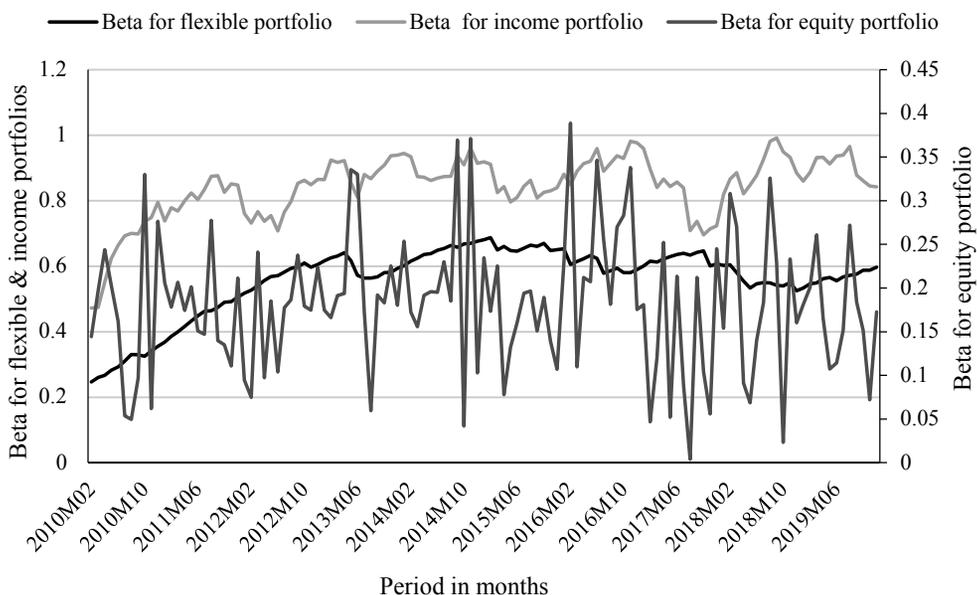
Note. \*\*\* — statistical significance at 1% level.

Portfolio 1 = Multi-asset flexible; Portfolio 2 = Multi-asset income; Portfolio 3 = Multi-asset low, medium and high equity; Z1 = Dividend Yield; Z2 = Default Risk Premium; Z3 = Effective Exchange Rate.

### 4. Empirical results

*Graphical interpretation.* The empirical results of the study are presented in Table 2 and Figures 1 to 4. We first focus on an intuitive graphical interpretation of the results. Figure 1 illustrates the time-varying beta for the portfolios which is distinctly different from the static average of 0.61. The time series of beta's that are plotted in Figure 1 are generated from a two-step computation process. We first estimate BEKK-MGARCH model in equations (3a)–(3b) and then retrieve conditional variances, along with covariances for portfolios and stock market which we use as inputs in equation (2) to generate dynamic betas. An observation of Figure 1 shows that the beta values are positive for all portfolios, which means that any increase in the market should have a corresponding positive co-movement from each of the three portfolios (flexible, income, and equity). The trend indicates that for any unit increase in market returns, the flexible portfolio, will on average, increase by approximately 0.60. The income portfolio has a beta which is mostly above 0.70, while the highest level ever recorded was just below one in two separate periods, November 2016 and September 2018, with an all-time low of 0.20 in March 2010. In contrast, the equity portfolio is mostly experiencing a fluctuating beta between 0.20 and 0.80, with several instances of breaking outside this range. Overall, the equity portfolio indicates a lower sensitivity to the market during the sample period. Generally, beta for all the portfolios is less volatile than the market, with the least volatile being the flexible portfolios.

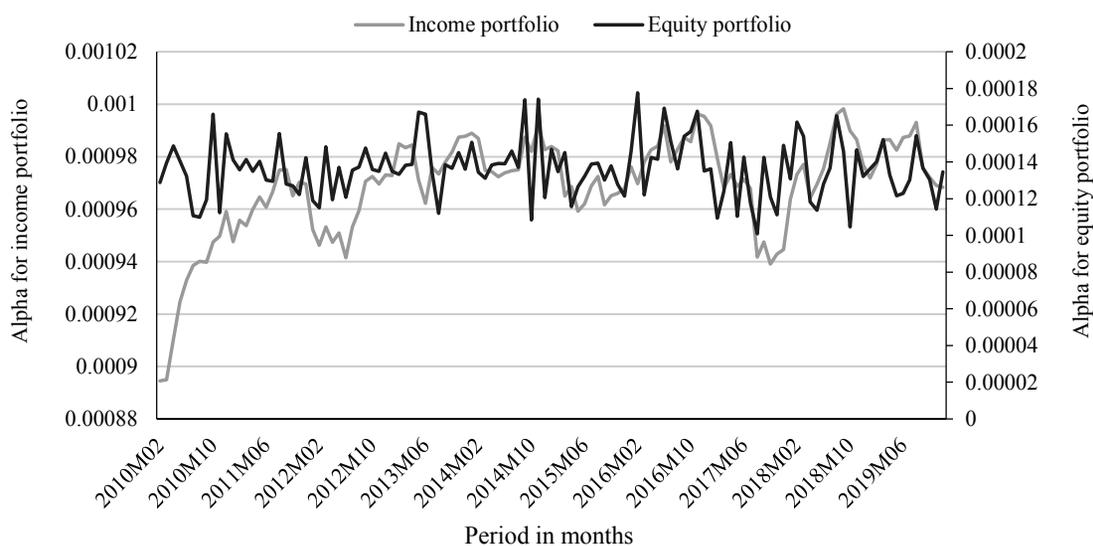
Further insight into the risk profiles of unit trusts is illustrated in Figure A1 in the Appendix. The variance of the flexible portfolio is generally below the market variance, with the exception of 2016 to 2018, where it is above the market. Similarly, the income portfolio also indicates variance below the market, and exceeds the market only in 2015 and 2017. The equity portfolio is close to that of the market. The income and flexible portfolios have lower risk relative to the market, while the income portfolio performed better than the flexible portfolio. However,



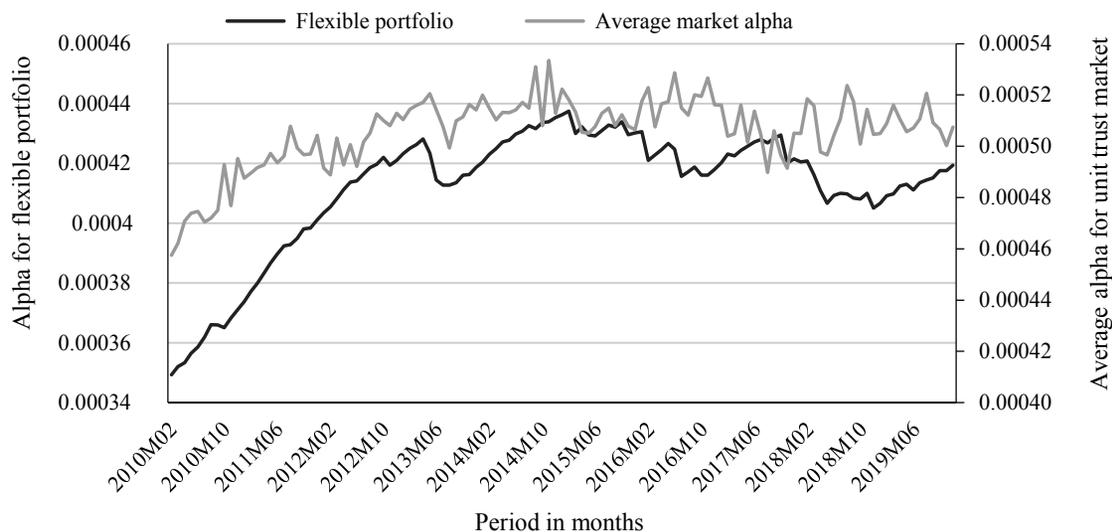
**Figure 1.** Time-varying beta for multi-asset portfolios

the equity portfolio has similar risk relative to the market. Overall, a careful observation shows that the trending of market variance is inconsistent among the three sets of graphs. This is attributed to the model design. That is, each market variance was generated from its own separate model run of equations (3a)–(3b) which is MGARCH that accounts for distinct spillover effects under each portfolio.

Figures 2 and 3 are graphical representations of performance results that show alpha variation for the three portfolios (flexible, income, and equity). The alphas are positive in all portfolios, and on aggregate the alpha's average between 0.04% and 0.05%, while the flexible portfolio is very close to the average (see Figure 3). However, the income portfolio has better performance,



**Figure 2.** Time-varying alpha for income and equity portfolios



**Figure 3.** Time-varying alpha for flexible and market portfolios

with alpha above 0.09% to 0.1% during the sample period, while the equity portfolio alpha ranges between 0.01% and 0.02%. While the income and equity portfolios fluctuate at different magnitudes, they trend together over the sample horizon. The pattern of positive alpha's are suggestive of the South African unit trust managers out-performing the passive buy-hold investment strategies.

*Regression interpretation.* Table 2 presents results for conditional regression outputs for the three portfolios (income, flexible, equity) under Jensen Alpha (Panel A), HM Model (Panel B), and TM Model (Panel C). For each variable, the numbers are presented in batches of two rows where the first row contains coefficients, and the second row with round brackets is for standard errors. Regarding the model integrity, the *R*-square ranges from 21 to 77 with an average of nearly 50 for all regression equations. All the coefficients of risk premium (or beta) are positive and strongly significant at less than one percent level for all models (Panels A, B, C). The Alphas seem to tell a consistent story. All the negative alphas are not significant while the few (or 22%) that are positive are also statistically significant at conventional levels confirming outperformance. This alpha behaviour appears to be consistent across the related literature. For instance, Agarwal and Pradhan (2019) observed significant positive alphas in 24 out of 189 cases (which is 17%) in the study of Indian fund management. Other related studies with similar results are Ferson and Schadt (1996) as well as Christopherson et al. (1999). Regarding the pattern of these alphas, we concur with Agarwal and Pradhan (2019) that: "A possible explanation could be low power of statistical test owing to a modest sample size...". They had monthly data for 9 years and similarly we have monthly fund NAV's for 10 years which makes 109 and 119 observations, respectively.

With regard to the next important research question concerning market timing, we focus on Panels B and C. Some consistency continues to emerge in the results in that (under panels B and C), portfolios 1 and 3 (flexible and equity) are positive and statistically significant at 5% level under both HM Model and TM Models while portfolio 2 (income) is always negative and never significant. Intuitively these results says that unit trust managers reflect market timing skills for flexible and income portfolios with respect to market changes and bulls. These results concur with Agarwal and Pradhan (2019) but differ with some related studies in developed countries (Ferson, Schadt, 1996; Christopherson et al., 1998).

The remaining interpretation is for the interactions of market premium (labelled, *mkt prem*) with dividend yield, default risk, and effective exchange rate coded  $Z_1$ ,  $Z_2$ ,  $Z_3$ , respectively. What seems to stand out distinctly is the interaction with dividend yield both level and its square. Strong consistency is evident across all portfolios in that the interaction with  $Z_1$  is negative while the interaction with  $Z_1^2$  is positive and in all cases persistently significant at less than one percent level. This is saying that the unit trust funds experience negative relationship with dividend yields at lower values but positive at higher magnitudes. The rest of the variables tell a similar story in their respective context. For instance,  $Z_3$  captures global risk (as exchange rate) and trade competitiveness as *effective* exchange rate. The interaction of the market premium with  $Z_3$  is positive and moderately significant indicating the favourable effect from international competitiveness.

Overall Table 2 present empirical results for the set of modelling frameworks (Jensen Model, HM Model and TM Model) presented in equation (1) and answering the hypotheses, H1, H2a, and H2b. The results with respect to market selectivity are shown in Table 2 and highlighted in Figures 2 and 3 with an overall message of positive market picking skills, other things being constant. Both HM Model and TM Model have confidently revealed positive market timing skills by unit trust managers for the case under investigation.

**Table 2.** Results of conditional models for portfolio evaluation

Variables	Panel A			Panel B			Panel C		
	Jensen Model			HM Model			TM Model		
	P1	P2	P3	P1	P2	P3	P1	P2	P3
intercept	0.0014 (0.0100)	0.0005 (0.0082)	0.0023** (0.0072)	0.0001 (0.0012)	-0.0003 (0.0010)	0.0011* (0.0009)	-0.0016 (0.0017)	-0.0011 (0.0014)	0.0001 (0.0012)
Mkt Prem	0.824*** (0.016)	0.181*** (0.007)	0.843*** (0.009)	0.824*** (0.016)	0.181*** (0.007)	0.843*** (0.009)	0.824*** (0.016)	0.181*** (0.007)	0.843*** (0.009)
X				10.736** (5.141)	6.473 (4.239)	8.962** (3.702)	0.628** (0.286)	0.330 (12.133)	0.465** (0.207)
Mkt Prem × Z <sub>1</sub>	-32.82*** (10.93)	-22.19*** (8.94)	-35.98*** (7.92)	-53.69*** (14.67)	-34.77*** (12.09)	-53.41*** (10.56)	-54.76*** (14.67)	-33.72*** (12.13)	-52.24 (10.61)
Mkt Prem × Z <sub>2</sub>	-11.92** (4.97)	-10.60*** (4.067)	-6.09* (3.60)	-9.36* (5.04)	-9.06** (4.15)	-3.95 (3.63)	-10.05** (4.95)	-9.62** (4.10)	-4.71 (3.58)
Mkt Prem × Z <sub>3</sub>	1.23 (2.92)	4.15* (2.38)	-1.34 (2.11)	1.16 (2.87)	4.11* (2.36)	-1.40 (2.06)	0.960 (2.863)	4.01* (2.37)	-1.54 (2.07)
Mkt Prem × (Z <sub>1</sub> ) <sup>2</sup>	164.94*** (51.24)	116.32*** (41.90)	176.85*** (37.11)	257.95*** (67.20)	172.40*** (55.41)	254.49*** (48.39)	257.39*** (65.59)	164.90*** (54.27)	245.35*** (47.47)
Mkt Prem × (Z <sub>2</sub> ) <sup>2</sup>	31.826* (18.55)	36.81** (15.17)	18.49 (13.44)	25.58 (18.46)	33.04** (15.23)	13.27 (13.29)	27.13 (18.31)	34.34** (15.15)	15.01 (9.13)
Mkt Prem × (Z <sub>3</sub> ) <sup>2</sup>	140.22* (83.91)	124.21* (68.61)	4.75 (60.78)	152.65* (82.63)	131.71* (68.13)	15.12 (59.49)	146.14* (82.31)	127.32* (68.10)	9.13 (59.56)
R-squared	0.4625	0.2145	0.7632	0.4815	0.2296	0.7743	0.4833	0.2271	0.7728

Note. P1 = multi-asset flexible; P2 = multi-asset income; P3 = multi-asset low, medium and high equity. Mkt prem=market premium, Z<sub>1</sub> = dividend yield; Z<sub>2</sub> = default risk, Z<sub>3</sub> = effective exchange rate. The brackets () contain standard errors. \*\*\*, \*\*, \* — significance at 1, 5 and 10% level, respectively.

## 5. Conclusion

The findings show that South African unit trust managers do have some abilities to outperform the passive buy–hold investment strategy. Further, the results show more convincing evidence of market-timing skills. There is a great need for a complete and accessible database of unit trusts that incorporates non-existent funds in emerging markets like South Africa, and empirical work dedicated to correcting this error would be beneficial to academic research.

## References

- Agarwal P. K., Pradhan H. K. (2019). Mutual fund performance in changing economic conditions: Evidence from an emerging economy. *Cogent Economics & Finance*, 7 (1), 1687072. DOI: 10.1080/23322039.2019.1687072.
- Akiniolire A., Smit E. v d M. (2003). South African unit trust performance and strategy in a changing economic climate (1989–2002). *Investment Analysts Journal*, 32 (58), 41–50. DOI: 10.1080/10293523.2003.11082452.

- Arendse J., Muller C., Ward M. (2018). The winner takes it all: Outperformance drives subsequent flows in South African unit trust funds. *Investment Analysts Journal*, 47 (1), 1–14. DOI: 10.1080/10293523.2017.1410324.
- ASISA. (2015). Local unit trusts reach major milestone with 50th anniversary. <https://www.asisa.org.za/media-release/local-unit-trusts-reach-major-milestone-with-50th-anniversary>.
- ASISA. (2021). Majority of local investors miss out on strong stock market recovery. <https://www.asisa.org.za/media-releases/majority-of-local-investors-miss-out-on-strong-stock-market-recovery>.
- Berk J. B., Green R. C. (2004). Mutual fund flows and performance in rational markets. *Journal of Political Economy*, 112 (6), 1269–1295. DOI: 10.1086/424739.
- Bertolis D. E., Hayes M. (2014). An investigation into South African general equity unit trust performance during different economic periods. *South African Actuarial Journal*, 14 (1), 73–99. DOI: 10.4314/saaj.v14i1.3.
- Black A., Fraser P., Power D. (1992). UK unit trust performance 1980–1989: A passive time-varying approach. *Journal of Banking & Finance*, 16, 1015–1033. DOI: 10.1016/0378-4266(92)90038-2.
- Black F., Jensen M. C., Scholes M. (1972). The capital asset pricing model: Some empirical tests. *Studies in the Theory of Capital Markets*. Praeger, New York, NY.
- Bauer R., Derwall J., Otten R. (2007). The ethical mutual fund performance debate: New evidence from Canada. *Journal of Business Ethics*, 70, 111–124. DOI: 10.1007/s10551-006-9099-0.
- Christopherson J. A., Ferson W. E., Glassman D. A. (1998). Conditioning manager alphas on economic information: Another look at the persistence of performance. *Review of Financial Studies*, 11 (1), 111–142. DOI: 10.1093/rfs/11.1.0111.
- Christopherson J. A., Ferson W. E., Turner A. L. (1999). Performance evaluation using conditional alphas and betas. *Journal of Portfolio Management*, 26 (1), 59–72. DOI: 10.3905/jpm.1999.319774.
- Drew M. E., Stanford J. D. (2003). Is there a positive relationship between superannuation fund costs and returns? *Economic Papers*, 22 (3), 74–84. DOI: 10.1111/j.1759-3441.2003.tb01127.x.
- Elton E. J., Gruber M. J., Blake C. R. (1999). Common factors in active and passive portfolios. *European Finance Review*, 3 (1), 53–78. DOI: 10.1023/A:1009842017125.
- Fama E. F. (1965). The behaviour of stock markets. *Journal of Business*, 38, 34–105. DOI: 10.1086/294743.
- Fama E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, 25 (2), 383–417. DOI: 10.2307/2325486.
- Fama E. F. (1991). Efficient capital markets: II. *Journal of Finance*, 46 (5), 1575–1617. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1991.tb04636.x.
- Fama E. F. (1998). Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. *Journal of Financial Economics*, 49 (3), 283–306. DOI: 10.1016/S0304-405X(98)00026-9.
- Ferson W. E., Schadt R. W. (1996). Measuring fund strategy and performance in changing economic conditions. *Journal of Finance*, 51 (2), 425–461. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1996.tb02690.x.
- Fletcher J. (1999). Evaluation of the performance of UK American unit trusts. *International Review of Economics & Finance*, 8, 455–466. DOI: 10.1016/S1059-0560(99)00038-6.
- Gilbertson B. P., Vermaak M. N. (1982). The performance of South African mutual funds: 1974–1981. *Investment Analysts Journal*, 11 (20), 35–45. DOI: 10.1080/10293523.1982.11082204.
- Grinblatt M., Titman S. (1989). Mutual fund performance: An analysis of quarterly portfolio holdings. *Journal of Business*, 62 (3), 393–416. DOI: 10.1086/296468.
- Hammami Y., Jilani F., Oueslati A. (2013). Mutual fund performance in Tunisia: A multivariate GARCH approach. *Research in International Business and Finance*, 29, 35–51. DOI: 10.1016/j.ribaf.2013.02.001.

Henriksson R. D., Merton R. C. (1981). On market timing and investment performance. II. Statistical procedures for evaluating forecasting skills. *Journal of Business*, 54 (4), 513–533. DOI: 10.1086/296144.

Holmes K. A., Faff R. W. (2004). Stability, asymmetry, and seasonality of fund performance: An analysis of Australian multisector managed funds. *Journal of Business Finance and Accounting*, 31 (3–4), 539–578. DOI: 10.1111/j.0306-686X.2004.00549.x.

Jensen M. C. (1968). The performance of mutual funds in the period 1945–1964. *Journal of Finance*, 23 (2), 389–416. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1968.tb00815.x.

Kiyamaz H. (2015). A performance evaluation of Chinese mutual funds. *International Journal of Emerging Markets*, 10 (4), 820–836. DOI: 10.1108/IJoEM-09-2014-0136.

Knight E. T., Firer C. (1989). The performance of South African unit trusts 1977–1986. *South African Journal of Economics*, 57 (1), 37–47. DOI: 10.1111/j.1813-6982.1989.tb00177.x.

Latif M., Arshad S., Fátima M., Farooq S. (2012). Market efficiency, market anomalies, causes, evidence, and some behavioral aspects of market anomalies. *Research Journal of Finance and Accounting*, 2 (9–10), 1–13.

Lintner J. (1965). Security prices, risk and maximal gains from diversification. *Journal of Finance*, 20 (4), 587–615. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1965.tb02930.x.

Mamaysky H., Spiegel M., Zhang H. (2008). Estimating the dynamics of mutual fund alphas and betas. *Review of Financial Studies*, 21 (1), 233–264. DOI: 10.1093/rfs/hhm049.

Markowitz H. M. (1952). Portfolio selection. *Journal of Finance*, 7 (1), 77–91. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x.

Markowitz H. M. (1959). *Portfolio selection: Efficient diversification of investments*. Wiley, New York, NY.

Markowitz H. M. (1976). Investment for the long run: New evidence for an old rule. *Journal of Finance*, 31 (5), 1273–1286. DOI: 10.2307/2326680.

Markowitz H. M. (2005). Market efficiency: A theoretical distinction and so what? *Financial Analysts Journal*, 61 (5), 17–30. DOI: 10.2469/faj.v61.n5.2752

Markowitz H. M. (2009). *Harry Markowitz: Selected works*. Hackensack: World Scientific Publishing Company.

Meyer-Pretorius M. C., Wolmarans H. P. (2006). The unit trust industry in South Africa from 1965 to June 2005: Are investors better off? *Meditari Accountancy Research*, 14 (1), 49–67. DOI: 10.1108/10222529200600004.

Mossin J. (1966). Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica*, 34 (4), 768–783. DOI: 10.2307/1910098.

Ntim C. G. (2012). Why African stock markets should formally harmonise and integrate their operations. *African Review of Economics and Finance*, 4 (1), 53–72.

Oosthuizen H. R., Smit E. v d M. (2002). South African unit trusts: Selection ability and information effects. *Journal for Studies in Economics and Econometrics*, 26 (3), 19–42. DOI: 10.1080/10800379.2002.12106335.

Pawley M. G. (2006). The impact of survivorship bias on South African unit trust performance: 1972–2004. *Investment Analysts Journal* 35 (64), 21–26. DOI: 10.1080/10293523.2006.11082481

Rekha C. U., Rajender K. (2013). Portfolio evaluation of mutual funds in India — an empirical study of equity growth schemes of selected funds. *International Journal of Research in Commerce and Management*, 4 (3), 164–169.

Rouwenhorst K. G. (2004). The origins of mutual funds. *Yale ICF Working Paper* No. 04-48. <https://ssrn.com/abstract=636146>.

Roy S. (2016). Another look in conditioning alphas on economic information: Indian evidence. *Global Business Review*, 17 (1), 191–213. DOI: 10.1177/0972150915610723.

Sharpe W. F. (1964). Capital asset prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance*, 19 (3), 425–442. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x.

Sharpe W. F. (1966). Mutual fund performance. *Journal of Business*, 39 (1), 119–138. DOI: 10.1086/294846.

Thobejane B. M., Simo-Kengne B. D., Muteba Mwamba J. W. (2017). Performance evaluation of equity unit trusts in South Africa. *Managerial Finance*, 43 (3), 379–402. DOI: 10.1108/MF-01-2016-0015.

Treynor J. L. (1961). Toward a theory of market value of risky assets. <http://www.empirical.net/wp-content/uploads/2014/12/Treynor-Toward-a-Theory-of-Market-Value-of-Risky-Assets.pdf>.

Treynor J., Mazuy K. (1966). Can mutual funds outguess the market? *Harvard Business Review*, 44 (4), 131–136.

Vrontos I. D., Meligkotsidou L., Vrontos S. D. (2011). Performance evaluation of mutual fund investments: the impact of non-normality and time-varying volatility. *Journal of Asset Management*, 12 (4), 292–307. DOI: 10.1057/jam.2011.23.

Wermers R. (1997). Momentum investment strategies of mutual funds, performance persistence, and survivorship bias. [http://docs.wixstatic.com/ugd/57a19e\\_d066c54a88034049888e5fc2490538f8.pdf](http://docs.wixstatic.com/ugd/57a19e_d066c54a88034049888e5fc2490538f8.pdf).

Received 26.01.2022; accepted 01.06.2022.

## Appendix

**Table A1.** Correlations

	Dividend yield	Default risk premiums	Exchange rate
Dividend yield	1		
Default risk premium	−0.0744	1	
Exchange rate	0.0036	0.0166	1

**Table A2.** Stationarity

	Portfolio 1	Portfolio 2	Portfolio 3	Risk Free	Market Premium	Z1	Z2	Z3
<i>With Constant</i>								
<i>t</i> -Statistic	−11.7999	−5.226	−6.5566	−13.0135	−13.091	−8.504	−2.588	−9.56
<i>P</i> -value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0983	0.0000
Significance	***	***	***	***	***	***	*	***
<i>With Constant &amp; Trend</i>								
<i>t</i> -Statistic	−12.0629	−7.0862	−6.5987	−13.0646	−13.077	−8.467	−3.8997	−9.529
<i>P</i> -value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0150	0.0000
Significance	***	***	***	***	***	***	**	***
<i>Without Constant &amp; Trend</i>								
<i>t</i> -Statistic	−11.8429	−5.1789	−6.5645	−13.056	−11.272	−0.522	−0.7481	−9.394
<i>P</i> -value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.4886	0.3903	0.0000
Significance	***	***	***	***	***			***

*Note.* Portfolio 1 = Multi-asset flexible; Portfolio 2 = Multi-asset income; Portfolio 3 = Multi-asset low, medium and high equity; Z1 = Dividend yield; Z2 = Default risk premium; Z3 = Effective exchange rate. \*\*\*, \*\*, \* — significance at 1, 5 and 10% level, respectively.

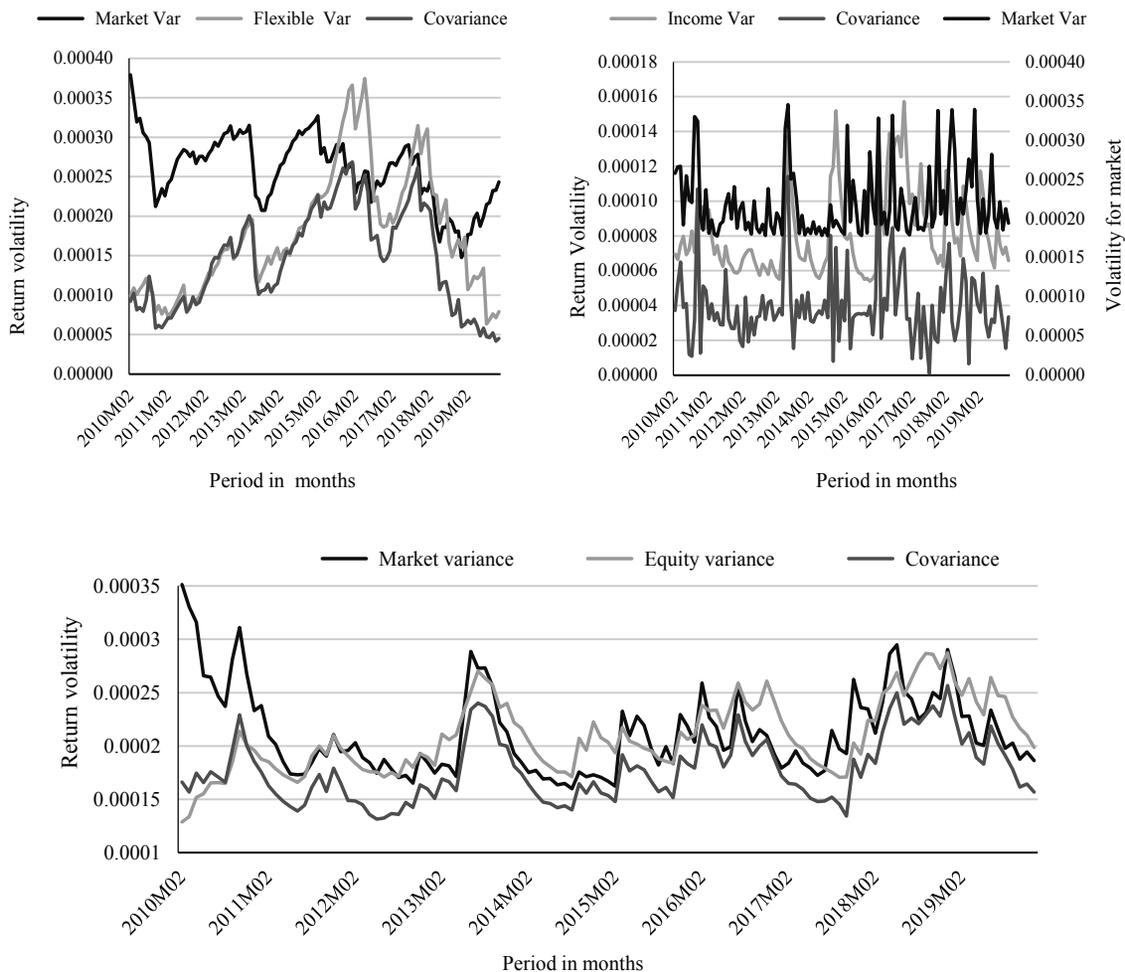


Figure A1. Portfolio variances and covariance

Прикладная эконометрика, 2022, т. 66, с. 99–117.

Applied Econometrics, 2022, v. 66, pp. 99–117.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-66-99-117

А. А. Дубновицкая, К. К. Фурманов<sup>1</sup>

## Относительный трудовой доход как детерминанта удовлетворенности зарплатой в России

*По данным РМЭЗ НИУ ВШЭ о занятых индивидах за 2002–2019 гг. исследуется связь удовлетворенности зарплатой с ее величиной с учетом как абсолютного уровня оплаты труда, так и относительного (по отношению к ожидаемой зарплате для индивида с заданными характеристиками). Сравниваются количественные оценки вклада зарплаты в удовлетворенности для относительно «бедных» и «богатых» работников, чьи трудовые доходы ниже и выше ожидаемой зарплаты. Вклад зарплаты у относительно «богатых» работников в удовлетворенность больше, чем у относительно «бедных».*

**Ключевые слова:** удовлетворенность; относительная зарплата; социальное сравнение.

**JEL classification:** J31; I31.

### 1. Введение

С позиции основного потока экономических моделей заработная плата — это, прежде всего, цена ресурса, и в этом отношении она мало отличается от цен на другие ресурсы. Конечно, в эмпирических работах исследователям приходится делать поправки на свободную волю «ресурса», приводящую к самоотбору и связанным эконометрическим проблемам, а теоретики могут рассматривать оплату труда в контексте теорий неполной информации и морального риска, учитывающих некоторые особенности человеческого поведения, но при этом единственной важной характеристикой зарплаты будет ее величина.

Несомненно, что и для самих работников эта величина важна, но человеческое восприятие зарплаты разносторонне и, предположительно, не сводится к восприятию только ежемесячно выплачиваемой суммы. При субъективной оценке значение также может иметь сравнение собственной зарплаты с зарплатой других людей, с собственными потребностями или с представлениями о справедливой оплате труда. Это не есть новое утверждение: хотя соответствующая терминология разнится в зависимости от дисциплины, психологию, социологию и науки об управлении объединяет идея референтного дохода, с которым индивид сравнивает свой собственный. Когда доход индивида не дотягивает до сравнительного уровня, он испытывает относительную депривацию и недовольство.

<sup>1</sup> Дубновицкая Анастасия Анатольевна — НИУ ВШЭ, Москва; adubnovickaya@hse.ru.

Фурманов Кирилл Константинович — НИУ ВШЭ; ЦЭМИ РАН, Москва; kfurmanov@hse.ru.

В потоке экономических исследований рынка труда значительную часть составляют работы, сосредоточенные на заработной плате, однако субъективное восприятие зарплаты и проблема относительной депривации часто остаются без внимания. Тем не менее, исследования экономистов, учитывающие относительный доход, существуют, и некоторые из них даже утверждают, что устоявшиеся представления об экономической политике будут перевернуты в науке, учитывающей роль относительного дохода (Clark, Oswald, 1996; Drakopoulos, 2008; Kifle, 2014). Экономические течения, учитывающие социальное сравнение, существуют давно. Важность относительной зарплаты подчеркивалась Дж. Кейнсом и, задолго до него, еще К. Марксом<sup>2</sup>. Гиперболизированная перечисленными источниками доля правды состоит в том, что в настоящее время экономисты уделяют относительному доходу, зарплате и их восприятию работниками намного меньше внимания, чем абсолютным и объективным величинам. Так, несмотря на доступность данных, практически отсутствуют отечественные исследования удовлетворенности зарплатой и связи удовлетворенности с относительным доходом.

В настоящей статье приводятся результаты моделирования удовлетворенности заработной платой с учетом как абсолютной величины оплаты труда, так и ее отношения к зарплате референтной группы. Цель исследования — количественная оценка вклада относительной зарплаты в уровень удовлетворенности, включающая выявление предполагаемых различий в формировании уровня удовлетворенности между относительно богатыми и бедными, т. е. имеющими трудовой доход выше или ниже среднего по работникам с заданными характеристиками. Последний аспект представляет особый интерес — естественно предполагать, что сравнение с референтной группой особенно важно для бедных, поскольку означает недоступность благ, достижимых для большинства представителей референтной группы, но такое предположение не проверялось в отечественной литературе. Сравнение вклада относительной заработной платы в удовлетворенность для богатых и бедных составляет новизну настоящей работы.

Оценки, представленные в статье, получены на основании индивидуальных данных о российских работниках за 2002–2019 гг.

## 2. Обзор современного состояния изучаемой проблемы

Распространены два подхода к оценке связи зарплаты и удовлетворенности ею: модель собственной выгоды (self-interest model) и модель оценки справедливости (justice model) — согласно терминологии (Younts, Mueller, 2001). В соответствии с моделью собственной выгоды заработная плата как вид материального вознаграждения всегда воспринимается человеком положительно: каждая дополнительная единица оплаты увеличивает удовлетворенность, а каждая отнятая уменьшает (Randall, Mueller, 1995). Удовлетворенность как функция от величины заработной платы здесь похожа на функцию полезности с убывающей предельной полезностью (Clark, 1997, 2001): по мере увеличения зарплаты каждая ее дополнительная единица приносит все меньший, однако всегда неотрицательный, вклад в удовлетворенность.

<sup>2</sup> «...наши потребности и наслаждения носят общественный характер, они относительны. Заработная плата вообще определяется не только количеством товаров, которое я могу получить в обмен на нее» (Маркс, 1849, с. 446).

Модель оценки справедливости предполагает, что при восприятии зарплаты важную роль играет ее сравнение с неким референтным значением (Mussweiler, 2003) — индивиды ориентированы не только на самих себя, но и учитывают положение окружающих. Согласно этой модели, существует некий оптимальный («справедливый») уровень оплаты труда для индивида с его конкретными характеристиками. Вознаграждение увеличивает удовлетворенность только до тех пор, пока заработная плата не достигает справедливого уровня, а превышающие справедливые уровни выплаты уменьшают удовлетворенность. Таким образом, по мере увеличения оплаты труда уменьшается не только предельная полезность, но и сама полезность зарплаты становится отрицательной, потому что каждая дополнительная единица оплаты воспринимается уже как бремя. Работники, которым недоплачивают (их зарплата меньше справедливого уровня), испытывают недовольство, а те, кому переплачивают — чувство вины<sup>3</sup>, которое также может проявляться как неудовлетворенность (Adams, 1965; Adams, Freedman, 1976). В случае зарплаты ниже среднего последствие, предсказываемое моделью оценки справедливости — индивид менее доволен своей зарплатой — совпадает с выводом из модели собственной выгоды. Однако последствия «зарплаты выше среднего» опираются на более сложное понимание человеческого поведения. Peters et al. (2008) предположили, следуя, например, (Messick, Sentis, 1983), что переплата оказывает как положительный, так и отрицательный эффект на удовлетворенность. С одной стороны, эффект положителен с точки зрения собственной выгоды индивида: больше зарплата — больше полезность. С другой стороны, чувство вины за несправедливо полученную (по сравнению с другими индивидами) часть зарплаты оказывает негативное влияние (Peters et al., 2008). Таким образом, если у индивидов с зарплатой ниже среднего оба эффекта однонаправленные, а у тех, у кого она выше — разнонаправленные, то логично предположить (не забывая про убывающую предельную полезность), что во втором случае влияние изменения зарплаты на удовлетворенность будет меньше, чем в первом.

Из существующих исследований влияния референтного дохода и удовлетворенности зарплатой известно, что связь между ними сильная. Например, Clark, Oswald (1996) эмпирически продемонстрировали важность референтной зарплаты при определении степени удовлетворенности работой (которая тесно связана с удовлетворенностью зарплатой). А именно, используя данные о британских работниках, авторы обнаружили отрицательную связь между референтным доходом (подсчитанным по уравнению Минцера) и удовлетворенностью, а связь с абсолютной зарплатой — в большинстве случаев незначимую. К похожим выводам пришли Kifle (2014), Brown et al. (2008), Hamermesh (2001), Javdani, Krauth (2019), van Praag, Ferrer-i-Carbonell (2007), Senik (2008). Большинство исследований проводилось при этом в рамках одной страны.

При этом влияние относительного дохода на удовлетворенность может быть как положительным, так и отрицательным. А именно, отрицательным в случае доминирования эффекта статуса (в терминологии Kifle, 2014), когда более высокий доход референтной группы вызывает у индивида чувство зависти; и положительным, если работник с зарплатой ниже своего референтного значения рассматривает его как перспективу своего будущего (Senik, 2004). Оба эффекта действуют одновременно.

<sup>3</sup> Помимо чувства вины индивид может испытывать усиленное давление и стресс, т. к. переплата может восприниматься человеком как более высокие ожидания от него относительно других людей.

В литературе встречаются как довольно широкие референтные группы: индивиды с заданным набором характеристик (Kifle, 2014) или с такой же ожидаемой, по уравнению Минцера, зарплатой (Clark, Oswald, 1996); так и более узкие: работники одной отрасли или организации (Clark, 2001; Brown, 2001; Brown et al., 2008).

Существующие исследования именно по России немногочисленны, причем в их фокусе оказывается удовлетворенность не зарплатой, а работой или жизнью в целом (Linz, 2003; Frijters et al., 2006; Смирных, 2009; Linz, Semykina, 2012; Bartolucci et al., 2017; Вередюк, 2020), хотя и в связи с зарплатой. Ни одна из перечисленных статей не учитывает относительный доход. В работе (Устинова, Гордиевская, 2019) рассматривается зависимость удовлетворенности работой от характеристик индивида, включающих субъективную оценку справедливости оплаты труда, однако соотнесение результатов с моделью оценки справедливости в работе отсутствует, как и учет относительной зарплаты. Наиболее близкая к теме настоящего исследования работа (Senik, 2004) учитывает доход референтной группы в модели удовлетворенности жизнью. Таким образом, данная работа представляет собой одно из немногих исследований важности относительного трудового дохода как детерминанты удовлетворенности зарплатой, опирающихся на российские данные. Более того, разделение отклонения фактической зарплаты от ожидаемой на два компонента (в большую и меньшую стороны) в отечественной литературе в явном виде не встречается, что также представляет новизну настоящей работы.

### 3. Данные и методология

Модель удовлетворенности описывается *системой из двух уравнений*: уравнения заработной платы и уравнения собственно удовлетворенности. В данном исследовании используются две модификации системы. В первом («коротком») варианте распределение уровня удовлетворенности зависит только от математического ожидания логарифма зарплаты и отклонения логарифма выданной зарплаты от ожидания:

$$\ln w_i = x_i' \beta + \varepsilon_i, \quad (1)$$

$$\ln \frac{P(S_i > j)}{P(S_i \leq j)} = \alpha_0 + \alpha_1 E(\ln w_i) + \alpha_2 I_i^+ (\ln w_i - E(\ln w_i)) + \alpha_3 I_i^- (\ln w_i - E(\ln w_i)), \quad (2)$$

$$j = 1, 2, 3, 4.$$

Здесь  $w_i$  — заработная плата работника  $i$ , выплаченная в прошлом месяце;

$x_i'$  — вектор-строка объясняющих переменных в уравнении заработной платы, отражающих признаки работника и места проживания;

$\beta$  — вектор коэффициентов при объясняющих переменных в уравнении заработной платы;

$\varepsilon_i$  — случайная составляющая;

$S_j$  — ответ работника  $i$  на вопрос об удовлетворенности оплатой труда,  $j$  — номер ответа (1 — «совсем не удовлетворен», 5 — «полностью удовлетворен»);

$I_i^+ = 1$ , если  $\ln w_i \geq E(\ln w_i)$ , 0 иначе;  $I_i^- = 1$ , если  $\ln w_i < E(\ln w_i)$ , 0 иначе;

$\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  — коэффициенты уравнения удовлетворенности.

Уравнение (2) допускает представление через ненаблюдаемый уровень удовлетворенности  $S_i^*$ , связанный с объясняющими переменными следующим соотношением:

$$S_i^* = \alpha_0 + \alpha_1 E(\ln w_i) + \alpha_2 I_i^+ (\ln w_i - E(\ln w_i)) + \alpha_3 I_i^- (\ln w_i - E(\ln w_i)) + v_i,$$

где  $v_i$  — случайная ошибка с функцией распределения  $F_v(z) = \exp(z)/(1 + \exp(z))$ , а наблюдаемые ответы  $S_i$  получаются дискретизацией скрытого уровня удовлетворенности  $S_i^*$ . В этом представлении коэффициенты  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  получают удобную интерпретацию — они отражают вклад единичного изменения объясняющей переменной в уровень удовлетворенности зарплатой.

Основная идея данного варианта модели заключается в разделении удовлетворенности заработной платой на две составляющие: определяемую «типичной» для работников с заданными характеристиками и заработной платой ( $E(\ln w_i)$ ) и определяемую социальным сравнением — отклонением выплачиваемой заработной платы от типичной<sup>4</sup> ( $\ln w_i - E(\ln w_i)$ ). Допускается, что вклад сравнения меняется в зависимости от того, получает ли индивид зарплату больше типичной или меньше, чтобы учесть возможность «оценки справедливости» — в этом рассматриваемая модель отличается от других работ (Clark, Oswald, 1996; Kifle, 2014; Montero, Vasquez, 2015; Liebig, Sauer, 2016; Javdani, Krauth, 2019; Дубновицкая, 2021). Например, предположение, что сравнение с референтной группой важнее для тех, кто получает зарплату меньше типичной, чем для тех, у кого она выше, соответствует соотношению  $\alpha_2 < \alpha_3$ ; а утверждение, что относительная зарплата дает больший вклад в удовлетворенность, чем «типичная», соответствует неравенствам  $\alpha_2 > \alpha_1$  и  $\alpha_3 > \alpha_1$ . Модель собственной выгоды в толковании Younts, Mueller (2001) соответствует утверждению, что  $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 > 0$  (вклад зарплат в удовлетворенность положителен и не зависит от сравнения с референтной группой); а в пользу модели оценки справедливости говорили бы неравенства  $\alpha_2 > 0$  и  $\alpha_3 > 0$ , если предположить, что «справедливый» уровень зарплат соответствует среднему. Именно соотношения между параметрами  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  представляют интерес для настоящего исследования.

Во втором («длинном») варианте модели в уравнение удовлетворенности включаются характеристики работника и места его проживания:

$$\ln \frac{P(S_i > j)}{P(S_i \leq j)} = \alpha_0 + x_i' \gamma + \alpha_2 I_i^+ (\ln w_i - E(\ln w_i)) + \alpha_3 I_i^- (\ln w_i - E(\ln w_i)), \quad j = 1, 2, 3, 4. \quad (3)$$

Здесь  $\gamma$  — добавленный вектор оцениваемых коэффициентов при характеристиках индивида. Такой вариант позволяет связать удовлетворенность с признаками индивида, но не дает возможности оценить вклад «типичной» заработной платы в неудовлетворенность — член  $\alpha_1 E(\ln w_i)$  удален из уравнения, т. к. коэффициент  $\alpha_1$  не идентифицируем из-за строгой мультиколлинеарности.

<sup>4</sup> Здесь и далее опускается для краткости слово «логарифм», так что под «типичной» зарплатой подразумевается математическое ожидание логарифма заработной платы, а под отклонением зарплат от типичной — отклонение логарифма зарплат от математического ожидания ее логарифма.

Отметим, что уравнения (2) и (3) включают ненаблюдаемую величину  $E(\ln w_i) = x_i'\beta$ . Теоретически предпочтительный способ оценивания модели — использовать метод максимального правдоподобия с полной информацией. Упрощенная альтернатива — получить оценки коэффициентов  $\beta$ , применив к уравнению (1) метод наименьших квадратов, и подставить в уравнения (2) и (3) величину  $x_i'\hat{\beta}$  вместо истинного математического ожидания, что позволит оценить эти уравнения как простые логит-регрессии с упорядоченным выбором (ordered logit). Оба способа дают одинаковые оценки коэффициентов, но разные стандартные ошибки, потому что второй способ не учитывает погрешность в оценивании ожидаемой зарплаты. Однако в нашем случае сколько-нибудь существенной разницы между результатами применения двух способов обнаружено не было — «типичную» зарплату удастся оценить с достаточно маленькой дисперсией, поэтому погрешностью оценки можно было пренебречь.

Уравнения (1)–(3) оценивались по данным Российского мониторинга экономики и здоровья (РМЭЗ НИУ ВШЭ)<sup>5</sup> с 2002 по 2019 г. Хотя данные РМЭЗ доступны с волны 1992 г., вопрос об удовлетворенности зарплатой впервые стали задавать с 2002 г., поэтому именно с этого года используются данные в модели. Оценки для каждого года рассчитывались отдельно. Анализируемая подвыборка содержит около 5000 индивидов для каждого года. В подвыборку включены работающие на момент опроса индивиды возрастом от 18 до 65 лет, получающие положительную зарплату и ответившие на вопрос об удовлетворенности зарплатой. Других ограничений на подвыборку не накладывалось.

Объясняющие переменные для определения «типичной» зарплаты отобраны исходя из наиболее часто используемых в исследованиях зарплаты по данным РМЭЗ (Лукьянова, 2009; Овчинников, Малкина, 2009). В частности, использовались следующие характеристики:

- возраст;
- трудовой стаж на текущем месте работы;
- семейное положение;
- наличие подчиненных на работе;
- тип поселения (городская или сельская местность, проживание в Москве или Санкт-Петербурге);
- наличие среднего специального или профессионально-технического образования;
- наличие высшего образования;
- средняя заработная плата в регионе проживания (по данным Росстата);
- среднемесячная заработная плата супруга.

Зарплаты респондента и его супруга включались в логарифмированном виде. Если респондент не состоял в браке или супруг не имел заработка, то вместо логарифма заработной платы супруга подставлялся ноль. Для того чтобы не удалять из выборки наблюдения с респондентами, у которых зарплата супруга неизвестна, была создана отдельная бинарная переменная, равная единице в случае неизвестного заработка и нулю иначе, при этом вместо логарифма зарплаты супруга тоже подставлялся ноль.

<sup>5</sup> «Российский мониторинг экономического положения и здоровья населения НИУ ВШЭ (RLMS HSE)», проводимый Национальным исследовательским университетом «Высшая школа экономики» и ООО «Демоскоп» при участии Центра народонаселения Университета Северной Каролины в Чапел Хилле и Института социологии Федерального научно-исследовательского социологического центра РАН. (Сайты обследования RLMS HSE: <http://www.hse.ru/rlms> и <https://rlms-hse.cpc.unc.edu>).

Описание переменных модели представлено в Приложении. Оценивание проводилось отдельно для мужчин и для женщин.

#### 4. Результаты

**Оценки уравнения заработной платы.** Уравнение заработной платы носит вспомогательный характер — оно нужно, чтобы оценить величину  $E(\ln w_i)$  в уравнении удовлетворенности. Тем не менее, из него можно получить представление о разбросе типичной заработной платы и отклонений от нее, что позволяет лучше осмыслить вклад этих компонентов зарплаты в удовлетворенность<sup>6</sup>.

Для всего периода с 2002 по 2019 г. коэффициент детерминации адекватности модели заработной платы почти неизменен — он колеблется от 0.30 до 0.42 без заметных различий между выборками мужчин и женщин. Отсюда следует, что стандартное отклонение необъясняемой («нетипичной») части заработной платы в 1.2–1.5 раза превышает стандартное отклонение ожидаемой («типичной») зарплаты.

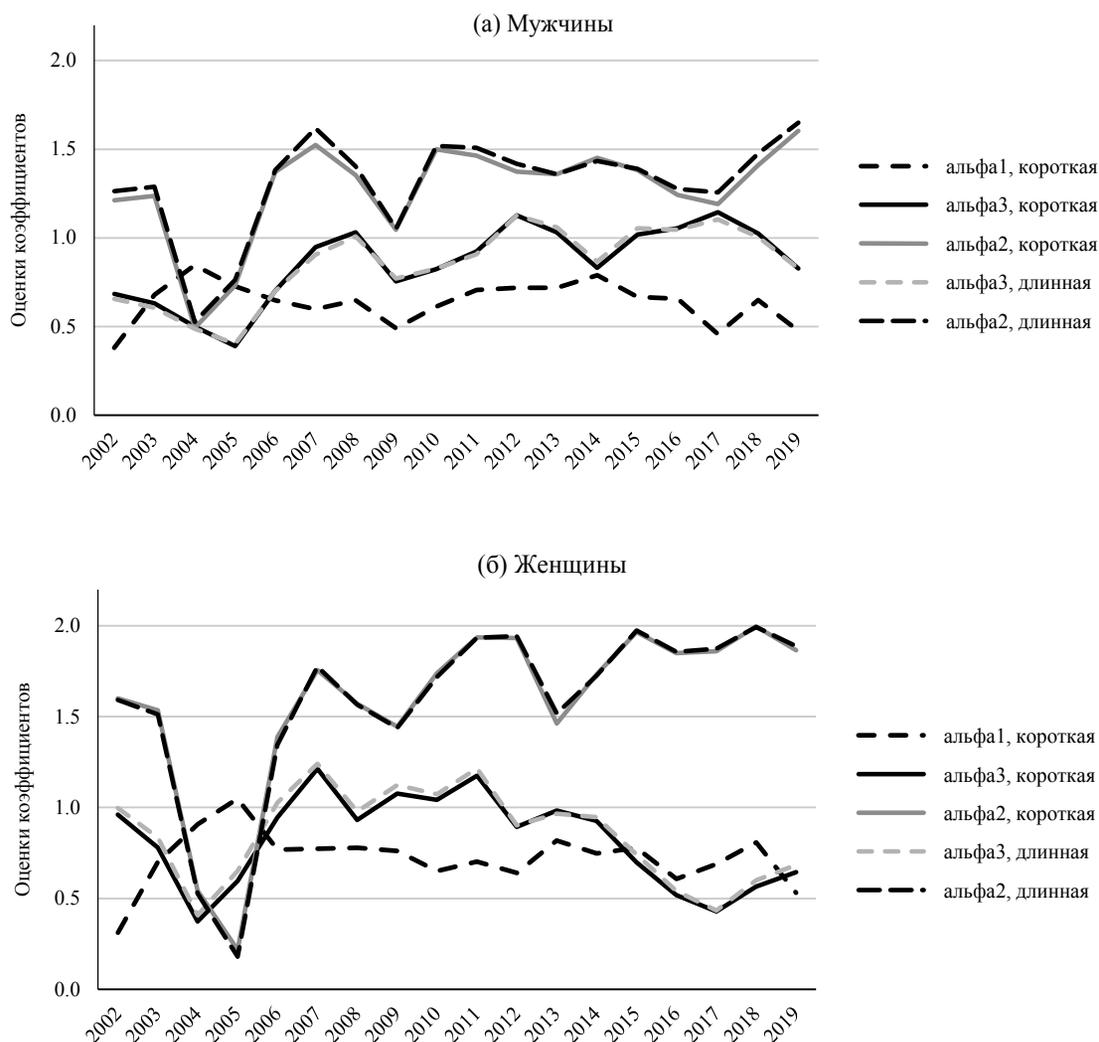
**Оценки уравнений удовлетворенности.** Для настоящего исследования основное значение имеют оценки тех параметров, которые отражают вклад типичной заработной платы и социального сравнения — коэффициентов  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  в «коротком» варианте модели и коэффициентов  $\alpha_2, \alpha_3$  в «длинном» варианте. Динамика оцененных коэффициентов для всего анализируемого периода представлена на рис. 1, а точные значения оценок вместе со стандартными ошибками из-за ограниченности объема не приводятся, но могут быть предоставлены авторами по запросу.

Две почти совпадающие вверху рис. 1 линии отражают значения оценок коэффициента  $\alpha_2$  (вклад положительных отклонений от средней заработной платы) в «короткой» и «длинной» моделях. Ниже расположены еще две близкие друг к другу линии, соответствующие оценкам для  $\alpha_3$  (вклад отрицательных отклонений). В обоих случаях совпадение линий означает, что оценки вклада социального сравнения в удовлетворенность не чувствительны к выбору объясняющих переменных. На всем временном промежутке (кроме 2004 и 2005 гг.) отклонение от «типичной» зарплаты в положительную сторону дает больший вклад, чем отклонение в отрицательную сторону, в особенности для женщин. Это противоречит высказанному ранее предположению, что социальное сравнение играет большую роль для тех работников, чьи заработные платы относительно малы.

«Двойная» линия на рис. 1 отражает изменения оцененного коэффициента  $\alpha_1$  в короткой модели. Для всего анализируемого периода кроме, опять же, 2004 и 2005 гг., «типичная» заработная плата дает меньший вклад в удовлетворенность, чем положительные отклонения от «типичного» уровня. При сравнении с отрицательными отклонениями обнаруживаются небольшие различия между полами: у мужчин вклад «типичной» зарплаты примерно такой же, как и у отрицательных отклонений, а у женщин «типичная» зарплата играет чуть меньшую роль.

С одной стороны, полученные результаты свидетельствуют о важной роли сопоставления заработной платы со средним уровнем; с другой стороны, различия в «типичных»

<sup>6</sup> Результаты оценивания по данным отдельных лет (2002, 2010 и 2019 гг.) для мужчин и женщин могут быть предоставлены авторами по запросу.



**Рис. 1.** Вклад компонентов заработной платы в удовлетворенность: динамика коэффициентов  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ ,  $\alpha_3$  в «короткой» и «длинной» моделях по выборкам мужчин (а) и женщин (б)

зарплатах связаны с характеристиками места жительства и поэтому отражают географически обусловленные различия в уровне цен. Средняя величина оплаты частично играет роль дефлятора, потому что удовлетворенность работника относительно слабо реагирует на ее величину, в то время как отклонения от среднего не связаны с различиями в уровне цен между регионами и между городом и селом — это в большей степени реальные, а не номинальные показатели.

В 2004 и 2005 гг. наблюдается снижение роли социального сравнения, особенно заметно падение вклада положительных отклонений от «типичной» зарплаты в удовлетворенность. Для остальных лет выполняются неравенства  $\alpha_2 > \alpha_3$  и  $\alpha_2 > \alpha_1$ , в то время как соотношение между параметрами  $\alpha_3$  и  $\alpha_1$  не постоянно. Тенденция 2009–2019 гг. — снижение вклада отрицательных отклонений для женщин, а соответствующие оценки по мужской выборке

не имеют тренда. В то же время рост вклада положительных отклонений как для мужчин, так и для женщин очень незначителен.

В таблице 1 приведены результаты проверки гипотезы  $\alpha_2 = \alpha_3$  против двусторонней альтернативы по каждой оцененной модели. Для женщин различия между коэффициентами, как правило, значимы, в то время как для мужчин высокая значимость достигается лишь в отдельные годы. Важное дополнительное свидетельство в пользу различия коэффициентов дает постоянное соотношение между оценками ( $\alpha_2 > \alpha_3$ ), которое не должно было бы наблюдаться, если бы различия в оценках были связаны исключительно со случайными ошибками оценивания.

**Таблица 1.** Статистическая значимость различий между коэффициентами  $\alpha_2$  и  $\alpha_3$  в моделях, оцененных по выборкам мужчин и женщин

<i>«Короткая» модель, мужчины</i>									
Год	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010
<i>P</i> -значение	0.01**	0.00***	0.96	0.10	0.00***	0.00***	0.12	0.20	0.00***
Год	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
<i>P</i> -значение	0.00***	0.21	0.09*	0.00***	0.11	0.40	0.83	0.11	0.00***
<i>«Длинная» модель, мужчины</i>									
Год	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010
<i>P</i> -значение	0.00***	0.00***	0.85	0.09*	0.00***	0.00***	0.06*	0.22	0.00***
Год	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
<i>P</i> -значение	0.00***	0.15	0.13	0.00***	0.15	0.31	0.50	0.05*	0.00***
<i>«Короткая» модель, женщины</i>									
Год	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010
<i>P</i> -значение	0.00***	0.00***	0.39	0.05*	0.02**	0.01**	0.00***	0.08*	0.00***
Год	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
<i>P</i> -значение	0.00***	0.00***	0.00***	0.00***	0.00***	0.00***	0.00***	0.00***	0.00***
<i>«Длинная» модель, женщины</i>									
Год	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010
<i>P</i> -значение	0.00***	0.00***	0.55	0.01**	0.10	0.01**	0.00***	0.14	0.00***
Год	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
<i>P</i> -значение	0.00***	0.00***	0.00***	0.00***	0.00***	0.00***	0.00***	0.00***	0.00***

*Примечание.* \*, \*\*, \*\*\* — значимость на уровне 10, 5 и 1% соответственно.

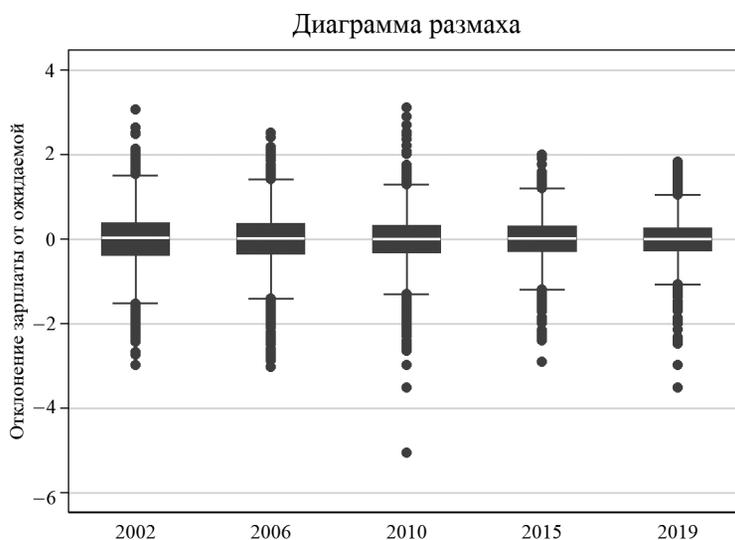
Особенности 2004 и 2005 гг. авторы не могут объяснить содержательно. Данные этих лет отличаются от прочих уже по описательной статистике. В таблице 2 приведено распределение респондентов анализируемой подвыборки по наблюдаемому уровню удовлетворенности в 2002–2007 гг., данные о мужчинах и женщинах объединены. Из таблицы видно, что в 2004 и 2005 гг. необычно высокий процент респондентов выбирал ответ «скорее удовлетворен», в то время как вариант «не очень удовлетворен» выбрала заметно меньшая доля работников. При этом формулировки вопроса и вариантов ответа от года к году не менялись.

«Длинная» модель позволяет сравнить вклад относительной заработной платы с вкладом прочих объясняющих признаков, из которых большое значение играют место жительства и наличие подчиненных, однако эти признаки вносят существенно меньший разброс

**Таблица 2.** Распределение анализируемой подвыборки по уровню удовлетворенности оплатой труда, 2002–2007 гг. (в %)

Категория	Год					
	2002	2003	2004	2005	2006	2007
Совсем не удовлетворен	31.5	30.1	8.8	7.7	21.1	19.6
Не очень удовлетворен	35.7	38.1	26.6	24.7	36.0	33.5
И да, и нет	12.6	13.7	21.6	23.2	16.7	18.3
Скорее удовлетворен	14.2	14.3	35.3	36.6	19.8	22.7
Полностью удовлетворен	6.0	3.9	7.8	7.8	6.3	5.9

в уровень удовлетворенности, чем относительная зарплата. Такой вывод сделан на основании следующих рассуждений. Сами по себе оценки коэффициентов  $\alpha_2$  и  $\alpha_3$  не означают, что удовлетворенность определяется в первую очередь именно относительной зарплатой, т. к. не учитывает ее разброс. Поэтому мы обращаем внимание на рис. 2, где «диаграммой размаха» (box-and-whiskers plot) представлен разброс относительных заработных плат для нескольких лет. После умножения на коэффициенты  $\alpha_2$  и  $\alpha_3$  (оценки которых лежат в диапазоне 0.62–1.77, кроме 2004 и 2005 гг.), разброс относительных зарплат соответствует разбросу уровня удовлетворенности, намного превышающему единицу. В то же время место проживания и наличие подчиненных вносят в уровень удовлетворенности разброс меньше единицы, при этом вклад места проживания измерялся как наибольшая разность между коэффициентами при переменных — индикаторах типа поселения (село/город/Санкт-Петербург/Москва), где коэффициент для базовой категории (село) считался нулевым. Следовательно, вклад относительной заработной платы в разброс удовлетворенности оказывается существеннее, чем абсолютной зарплаты.

**Рис. 2.** Распределение отклонений логарифма зарплаты от математического ожидания. По горизонтальной оси — год обследования, по вертикальной — величина отклонения

Единственный признак, который вносит в некоторых случаях больший разброс в удовлетворенность, чем положительные отклонения от заработной платы, это семейное положение (наличие неработающего супруга сопряжено с существенным снижением уровня удовлетворенности). Однако оценки коэффициентов при переменных, отражающих состояние в браке и зарплату супруга, нестабильны во времени и имеют большие стандартные ошибки, поэтому на основании этих коэффициентов делать выводы нельзя.

## 5. Заключение

Полученные результаты расходятся с выводами модели собственной выгоды в том смысле, что удовлетворенность зарплатой в значительной мере зависит от ее сравнения со средней для группы работников с заданными характеристиками. В этом плане, хотя модель оценки справедливости больше соответствует тому, как индивид определяет свою удовлетворенность зарплатой, она все же плохо согласуется с данными (во всяком случае, в утверждении, что при превышении зарплатой некоего порогового значения она воспринимается индивидом уже не как благо, а скорее как бремя). В настоящей работе отклонения зарплаты от среднего в положительную сторону всегда дают только положительный вклад в уровень удовлетворенности.

Более того, этот вклад заметно больше, чем у отрицательных отклонений, что также противоречит выводам модели оценки справедливости в предположении о равенстве справедливого дохода среднему. Защитник модели оценки справедливости может привести следующий довод: индивиды не считают среднюю оплату труда справедливой, оптимальный уровень зарплаты намного выше среднего, поэтому отклонения от среднего в положительную сторону не считаются несправедливыми. Этот довод не объясняет обнаруженного неравенства  $\alpha_2 > \alpha_3$ , но свидетельствует, что полученные результаты не противоречат модели оценки справедливости без приравнивания справедливой зарплаты к средней.

Интересно сопоставить оценки модели удовлетворенности с гипотезами о зависти и перспективе, выдвинутыми в статье Senik (2004). Гипотеза, что отрицательное отклонение зарплаты от ожидаемой способствует удовлетворенности, так как свидетельствует о перспективах роста оплаты, не согласуется с нашими оценками. Гипотеза, что отрицательное отклонение вызывает зависть работника к референтной группе и мешает удовлетворенности, не опровергается, при этом удовлетворенность работника от относительно высокой заработной платы сильнее того недовольства, которое работник испытывает при недоплате. Во всяком случае, именно такое истолкование полученных оценок напрашивается, если исходить из гипотезы о зависти.

Предлагаем следующее толкование полученных оценок. Значительная часть респондентов с относительно низкой заработной платой вполне сознательно пошла на такие условия, потому что имеющаяся работа привлекательна в других аспектах (удобные условия труда, наличие свободного времени, соответствие рабочего занятия способностям и желаниям работника) или потому что забота о заработке возложена на другого члена семьи. Последнее объясняет, почему среди женщин особенно велико различие между вкладом положительных и отрицательных отклонений от ожидаемой зарплаты: по общественным установкам достижение высокого заработка — мужская задача, а забота о детях, требующая свободного от работы времени и относительно вольных условий работы — в основном женская.

Если это предположение будет подтверждено, оно может стать основой для пересмотра результатов исследований отдачи от стажа и образования. Ориентируясь на оплату труда,

эти исследования пренебрегают неденежной отдачей, которая может играть определяющую роль для индивида: из возможностей, которые дает образование, он может предпочесть возможность работать за относительно низкую оплату на устраивающих его условиях.

Несмотря на неожиданные результаты, не соответствующие распространенным представлениям о влиянии переплаты на удовлетворенность, выводы работы в отношении важности дохода других людей для самого индивида не противоречат предыдущим эмпирическим исследованиям по российским данным (Linz, 2003; Senik, 2004; Frijters et al., 2006; Linz, Semykina, 2012; Bartolucci et al., 2017; Дубновицкая, 2021), а дополняют их особенностями отечественного рынка труда, заслуживающими дальнейшего изучения.

**Благодарности.** Исследование поддержано грантом РФФ 21-18-00427.

### Список литературы

Вередюк О. В. (2020). Динамика субъективного благополучия при внутрифирменной трудовой мобильности в России. *Мониторинг общественного мнения: Экономические и социальные перемены*, 1 (155), 391–407. DOI: 10.14515/monitoring.2020.1.16.

Дубновицкая А. А. (2021). Кто доволен своей зарплатой? О чем говорят данные РМЭЗ. *Прикладная эконометрика*, 64, 49–69. DOI: 10.22394/1993-7601-2021-64-49-69.

Лукьянова А. Л. (2009). Чьи заработки растут быстрее: мобильность по относительным заработным платам в России (2000–2005 гг.). *Экономический журнал ВШЭ*, 13 (2), 217–242.

Маркс К. (1849). Наемный труд и капитал. *Собрание сочинений. К. Маркс, Ф. Энгельс*. 2-е изд. М.: Политиздат, 1957. Т. 6.

Овчинников В. Н., Малкина М. Ю. (2009). Детерминанты неравенства в оплате труда в современной России. *Terra Economicus*, 17 (3), 30–47. DOI: 10.23683/2073-6606-2019-17-3-30-47.

Смирных Л. И. (2009). Удовлетворенность работой на российском рынке труда. *Вестник Воронежского государственного университета. Серия: экономика и управление*, 2, 90–100.

Устинова К. А., Гордиевская А. Н. (2019). Удовлетворенность работой и параметры, ее определяющие. *Проблемы прогнозирования*, 1 (172), 123–130.

Adams J. S. (1965). Inequity in social exchange. In: L. Berkowitz (ed.). *Advances in Experimental Social Psychology*. New York: Academic Press. 267–299.

Adams J. S., Freedman S. (1976). Equity theory revisited: Comments and annotated bibliography. In: L. Berkowitz, E. Walster (eds.). *Advances in Experimental Social Psychology*. New York: Academic Press. 9, 43–90.

Bartolucci F., Bruno G. S. F., Demidova O., Signorelli M. (2017). Job satisfaction and compensating wage differentials: Evidence from Russia. *CESifo Economic Studies*, 333–351. DOI: 10.1093/cesifo/ifx011.

Brown G. D., Gardner J., Oswald A. J., Qian J. (2008). Does wage rank affect employees' well-being? *Industrial Relations: A Journal of Economy and Society*, 47 (3), 355–389. DOI: 10.1111/j.1468-232X.2008.00525.x.

Brown M. (2001). Unequal pay, unequal responses? Pay referents and their implications for pay level satisfaction. *Journal of Management Studies*, 38 (6), 879–896. DOI: 10.1111/1467-6486.00263.

Clark A. E. (1997). Job satisfaction and gender: Why are women so happy at work? *Labour Economics*, 4 (4), 341–372. DOI: 10.1016/S0927-5371(97)00010-9.

Clark A. E. (2001). What really matters in a job? Hedonic measurement using quit data. *Labour Economics*, 8 (2), 223–242. DOI: 10.1016/S0927-5371(01)00031-8.

Clark A. E., Oswald A. J. (1996). Satisfaction and comparison income. *Journal of Public Economics*, 61, 359–381. DOI: 10.1016/0047-2727(95)01564-7.

Drakopoulos S. A. (2008). The concept of comparison income: An historical perspective. *The European Journal of the History of Economic Thought*, 18 (3), 441–464.

Frijters P., Geishecker I., Haisken-DeNew J. P., Shields M. A. (2006). Can the large swings in Russian satisfaction be explained by ups and downs in real income? *Scandinavian Journal of Economics*, 108, 433–458. DOI: 10.1111/j.1467-9442.2006.00459.x.

Hamermesh D. S. (2001). The changing distribution of job satisfaction. *Journal of Human Resources*, 36 (1), 1–30. DOI: 10.2307/3069668.

Javdani M., Krauth B. (2019). Job satisfaction and coworker pay in Canadian firms. *IZA Discussion Paper 12737*. IZA Institute of Labor Economics. DOI: 10.1111/caje.12422.

Kifle T. (2014). Do comparison wages play a major role in determining overall job satisfaction? Evidence from Australia. *Journal of Happiness Studies*, 15 (3), 613–638. DOI: 10.1007/s10902-013-9439-6.

Liebig S., Sauer C. (2016). Sociology of justice. *Handbook of Social Justice Theory and Research*. New York: Springer. 37–60. DOI: 10.1007/978-1-4939-3216-0\_3.

Linz S. J. (2003). Job satisfaction among Russian workers. *International Journal of Manpower*, 24, 626–652. DOI: 10.1108/01437720310496139.

Linz S. J., Semykina A. (2012). What makes workers happy? Anticipated rewards and job satisfaction. *Industrial Relations*, 51, 811–844. DOI: 10.1111/j.1468-232X.2012.00702.x.

Messick D. M., Sentis K. (1983). Fairness, preference, and fairness biases. In: D. M. Messick, K. S. Cook (eds.). *Equity Theory: Psychological and Sociological Perspectives*. New York: Praeger. 61–94. DOI: 10.1007/s11211-997-0011-6.

Montero R., Vasquez D. (2015). Job satisfaction and reference wages: Evidence for a developing country. *Journal of Happiness Studies*, 16 (6), 1493–1507. DOI: 10.1007/s10902-014-9571-y.

Mussweiler T. (2003). Comparison processes in social judgment: Mechanisms and consequences. *Psychological Review*, 110 (3), 472–489. DOI: 10.1037/0033-295X.110.3.472.

Peters S., van den Bos K., Karremans J. (2008). On the psychology of the advantaged: How people react to being overpaid. *Social Justice Research*, 21 (2), 179–191. DOI: 10.1007/s11211-008-0063-2.

Randall C. S., Mueller C. W. (1995). Extensions of justice theory: Justice evaluations and employee's reactions in a natural setting. *Social Psychology Quarterly*, 58 (3), 178–194. DOI: 10.2307/2787041.

Senik C. (2004). When information dominates comparison: Learning from Russian subjective panel data. *Journal of Public Economics*, 88, 2099–2123. DOI: 10.1016/S0047-2727(03)00066-5.

Senik C. (2008). Ambition and jealousy: Income interactions in the 'Old' Europe versus the 'New' Europe and the United States. *Economica*, 75 (299), 495–513. DOI: 10.1111/j.1468-0335.2007.00629.x.

Van Praag B., Ferrer-i-Carbonell A. (2007). *Happiness quantified: A satisfaction calculus approach*. Oxford: Oxford University Press. DOI: 10.1093/0198286546.001.0001.

Walster E., Berscheid E., Walster G. W. (1973). New directions in equity research. *Journal of Personality and Social Psychology*, 25 (2), 151–176. DOI: 10.1037/h0033967.

Younts C. W., Mueller C. W. (2001). Justice processes: Specifying the mediating role of perceptions of distributive justice. *American Sociological Review*, 66 (1), 125–145. DOI: 10.2307/2657396.

Поступила в редакцию 31.03.2022;  
принята в печать 10.06.2022.

## Приложение

Описательная статистика  
количественных признаков для женщин

Переменная	Число наблюдений	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум
<i>2002</i>					
Возраст, лет	2399	38.6	11.2	18	65
Стаж на текущей работе, лет	2399	8.0	9.2	0	47
Среднемесячная зарплата, руб.	2399	2770.1	2403.5	0	25000
Средняя зарплата в регионе, руб.	2399	4308.4	1615.8	2269.4	12083.3
Среднемесячная зарплата супруга, руб.	2399	2089.9	3780.8	0	70000
<i>2006</i>					
Возраст, лет	3001	39.0	11.4	18	65
Стаж на текущей работе, лет	3001	8.1	9.4	0	47
Среднемесячная зарплата, руб.	3001	6584.6	5477.7	0	85000
Средняя зарплата в регионе, руб.	3001	10357.2	3867.3	5851.4	23728.6
Среднемесячная зарплата супруга, руб.	3001	4383.2	6864.7	0	80000
<i>2010</i>					
Возраст, лет	4497	39.7	11.7	18	65
Стаж на текущей работе, лет	4497	8.2	9.3	-1	47
Среднемесячная зарплата, руб.	4497	12073.4	9574.7	0	136000
Средняя зарплата в регионе, руб.	4497	20138.8	7422.7	11663.2	38410.5
Среднемесячная зарплата супруга, руб.	4497	6800.9	12692.3	0	300000
<i>2015</i>					
Возраст, лет	3612	40.4	11.4	18	65
Стаж на текущей работе, лет	3612	8.3	9.1	0	47
Среднемесячная зарплата, руб.	3612	19344.1	14415.9	0	220000
Средняя зарплата в регионе, руб.	3612	32615.0	11826.5	20090	64310
Среднемесячная зарплата супруга, руб.	3612	11149.8	18212.6	0	200000
<i>2019</i>					
Возраст, лет	3083	42.0	10.9	18	65
Стаж на текущей работе, лет	3083	10.0	9.0	1	48
Среднемесячная зарплата, руб.	3083	24894.0	16117.8	0	150000
Средняя зарплата в регионе, руб.	3083	44541.3	17657.4	27466	94294
Среднемесячная зарплата супруга, руб.	3083	14852.6	22606.4	0	275000

Описательная статистика  
количественных признаков для мужчин

Переменная	Число наблюдений	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум
<i>2002</i>					
Возраст, лет	2027	38.1	11.5	18	65
Стаж на текущей работе, лет	2027	6.5	8.7	0	48
Среднемесячная зарплата, руб.	2027	4285.2	5308.0	0	150000
Средняя зарплата в регионе, руб.	2027	4221.1	1599.0	2269.4	12083.3
Среднемесячная зарплата супруга, руб.	2027	1503.4	2270.2	0	25000
<i>2006</i>					
Возраст, лет	2483	38.1	11.6	18	65
Стаж на текущей работе, лет	2483	6.1	8.0	0	43
Среднемесячная зарплата, руб.	2483	9720.9	7116.1	0	80000
Средняя зарплата в регионе, руб.	2483	10323.0	3845.5	5851.4	23728.6
Среднемесячная зарплата супруга, руб.	2483	3310.8	4797.5	0	48000
<i>2010</i>					
Возраст, лет	3779	38.7	12.0	18	65
Стаж на текущей работе, лет	3779	6.4	8.0	-1	48
Среднемесячная зарплата, руб.	3779	17370.7	13945.9	0	300000
Средняя зарплата в регионе, руб.	3779	19944.8	7512.8	11663.2	38410.5
Среднемесячная зарплата супруга, руб.	3779	5264.8	8834.6	0	136000
<i>2015</i>					
Возраст, лет	3000	39.3	11.4	19	65
Стаж на текущей работе, лет	3000	6.8	7.7	0	46
Среднемесячная зарплата, руб.	3000	27803.1	18031.8	0	200000
Средняя зарплата в регионе, руб.	3000	32188.6	11601.3	20090	64310
Среднемесячная зарплата супруга, руб.	3000	8719.1	13460.4	0	150000
<i>2019</i>					
Возраст, лет	2558	41.2	10.8	18	65
Стаж на текущей работе, лет	2558	8.4	7.7	1	50
Среднемесячная зарплата, руб.	2558	35753.8	23985.9	0	420000
Средняя зарплата в регионе, руб.	2558	44206.6	17519.2	27466	94294
Среднемесячная зарплата супруга, руб.	2558	11696.0	16693.4	0	180000

**Описательная статистика  
качественных признаков для женщин, в %**

Качественная переменная	2002	2006	2010	2015	2019
Наличие подчиненных	23	22	21	20	19
Среднее специальное образование	36	33	33	30	28
Высшее образование	27	31	35	41	45
Брак	69	64	53	55	56
Областной центр	33	33	34	34	33
Региональный центр	25	28	28	29	29
Москва	11	10	8	8	8
Санкт-Петербург	6	3	3	3	3

*Примечание.* В таблице представлены доли наблюдений, для которых значение качественной переменной равно единице.

**Описательная статистика  
качественных признаков для мужчин, в %**

Качественная переменная	2002	2006	2010	2015	2019
Наличие подчиненных	24	23	23	20	22
Среднее специальное образование	22	22	23	24	25
Высшее образование	20	20	25	28	29
Брак	82	79	67	68	69
Областной центр	32	32	33	33	33
Региональный центр	27	29	28	30	30
Москва	10	9	8	7	7
Санкт-Петербург	5	3	3	3	4

*Примечание.* В таблице представлены доли наблюдений, для которых значение качественной переменной равно единице.

**Описание переменных модели**

<i>Зависимые переменные</i>	
Удовлетворенность зарплатой	= 5, если полностью удовлетворен своей зарплатой = 4, если скорее удовлетворен = 3, если и да и нет = 2, если не очень удовлетворен = 1, если полностью не удовлетворен
Зарплата	Логарифм среднемесячной заработной платы за последние 12 месяцев
<i>Независимые переменные</i>	
Возраст	Лет
Стаж на текущей работе	Трудовой стаж на текущем месте работы (лет)
Наличие подчиненных на работе	= 1, если у индивида есть подчиненные на работе, = 0 иначе

Среднее специальное образование	= 1, если у индивида среднее специальное или профессионально-техническое образование, = 0 иначе
Высшее образование	= 1, если у индивида законченное высшее (и более) образование в любой форме, = 0 иначе
Брак	= 1, если индивид состоит в браке на момент опроса, = 0 иначе
Среднемесячная зарплата супруга	Логарифм среднемесячной зарплаты супруга
Среднемесячная зарплата индивида	Логарифм среднемесячной (за последние 12 месяцев) зарплаты индивида
Средняя зарплата в регионе	Логарифм начисленной среднемесячной зарплаты в регионе по данным Росстата за соответствующий год
Областной центр	= 1, если индивид проживает в областном центре, за исключением Москвы и Санкт-Петербурга, = 0 иначе
Город	= 1, если индивид проживает в городе, = 0 иначе
Москва	= 1, если индивид проживает в Москве, = 0 иначе
Санкт-Петербург	= 1, если индивид проживает в Санкт-Петербурге, = 0 иначе

Dubnovitskaya A., Furmanov K. Relative wage as a determinant of pay satisfaction in Russia.

*Applied Econometrics*, 2022, v. 66, pp. 99–117.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-66-99-117

### Anastasia Dubnovitskaya

Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation;  
adubnovickaya@hse.ru

### Kirill Furmanov

Higher School of Economics; CEMI RAS, Moscow, Russian Federation;  
kfurmanov@hse.ru

## Relative wage as a determinant of pay satisfaction in Russia

We use the RLMS-HSE data of Russian workers to investigate the relationship between pay satisfaction and both absolute and relative wages (relative wage is a ratio of the actual wage to the expected wage of an individual with a given vector of attribute). We found that the contribution of relative wages to pay satisfaction differs greatly for the relatively poor and rich workers (whose wages are lower and higher than the expected level respectively) with a greater effect of relative wages on pay satisfaction for relatively rich people rather than relatively poor ones.

**Keywords:** satisfaction; relative wages; social comparison.

**JEL classification:** J31; I31.

## References

- Veredyuk O. V. (2020). Internal labor mobility and subjective well-being in Russia. *Monitoring of Public Opinion: Economic and Social Changes Journal (Public Opinion Monitoring)*, 1 (155), 391–407 (in Russian). DOI: 10.14515/monitoring.2020.1.16.
- Dubnovitskaya A. A. (2021). Who is satisfied with their pay? Evidence from the Russian Longitudinal Monitoring Survey. *Applied Econometrics*, 64, 49–69 (in Russian). DOI: 10.22394/1993-7601-2021-64-49-69.
- Lukiyanova A. L. (2009). Who wins the wage race: A study of relative earnings mobility in Russia (2000–2005). *HSE Economic Journal*, 13 (2), 217–242 (in Russian).
- Marks K. (1849). *Nayemny trud i kapital. Sobraniye sochineniy. K. Marks, F. Engels. 2-e izd. M.: Politizdat, 1957. T. 6* (in Russian).
- Ovchinnikov V. N., Malkina M. Yu. (2009). Determinants of wage inequality in modern Russia. *Terra Economicus*, 17 (3), 30–47 (in Russian). DOI: 10.23683/2073-6606-2019-17-3-30-47.
- Smirnych L. I. (2009). Work satisfaction on Russian labor market. *Proceedings of Voronezh State University. Series: Economics and Management*, 2, 90–100 (in Russian).
- Ustinova K. A., Gordievskaya A. N. (2019). Job satisfaction and its decisive parameters. *Studies on Russian Economic Development*, 1 (172), 86–92 (in Russian).
- Adams J. S. (1965). Inequity in social exchange. In: L. Berkowitz (ed.). *Advances in Experimental Social Psychology*. New York: Academic Press. 267–299.
- Adams J. S., Freedman S. (1976). Equity theory revisited: Comments and annotated bibliography. In: L. Berkowitz, E. Walster (eds.). *Advances in Experimental Social Psychology*. New York: Academic Press. 9, 43–90.
- Bartolucci F., Bruno G. S. F., Demidova O., Signorelli M. (2017). Job satisfaction and compensating wage differentials: Evidence from Russia. *CESifo Economic Studies*, 333–351. DOI: 10.1093/cesifo/ifx011.
- Brown G. D., Gardner J., Oswald A. J., Qian J. (2008). Does wage rank affect employees' well-being? *Industrial Relations: A Journal of Economy and Society*, 47 (3), 355–389. DOI: 10.1111/j.1468-232X.2008.00525.x.
- Brown M. (2001). Unequal pay, unequal responses? Pay referents and their implications for pay level satisfaction. *Journal of Management Studies*, 38 (6), 879–896. DOI: 10.1111/1467-6486.00263.
- Clark A. E. (1997). Job satisfaction and gender: Why are women so happy at work? *Labour Economics*, 4 (4), 341–372. DOI: 10.1016/S0927-5371(97)00010-9.
- Clark A. E. (2001). What really matters in a job? Hedonic measurement using quit data. *Labour Economics*, 8 (2), 223–242. DOI: 10.1016/S0927-5371(01)00031-8.
- Clark A. E., Oswald A. J. (1996). Satisfaction and comparison income. *Journal of Public Economics*, 61, 359–381. DOI: 10.1016/0047-2727(95)01564-7.
- Drakopoulos S. A. (2008). The concept of comparison income: An historical perspective. *The European Journal of the History of Economic Thought*, 18 (3), 441–464.
- Frijters P., Geishecker I., Haisken-DeNew J. P., Shields M. A. (2006). Can the large swings in Russian satisfaction be explained by ups and downs in real income? *Scandinavian Journal of Economics*, 108, 433–458. DOI: 10.1111/j.1467-9442.2006.00459.x.
- Hamermesh D. S. (2001). The changing distribution of job satisfaction. *Journal of Human Resources*, 36 (1), 1–30. DOI: 10.2307/3069668.

- Javdani M., Krauth B. (2019). Job satisfaction and coworker pay in Canadian firms. *IZA Discussion Paper 12737*. IZA Institute of Labor Economics. DOI: 10.1111/caje.12422.
- Kifle T. (2014). Do comparison wages play a major role in determining overall job satisfaction? Evidence from Australia. *Journal of Happiness Studies*, 15 (3), 613–638. DOI: 10.1007/s10902-013-9439-6.
- Liebig S., Sauer C. (2016). Sociology of justice. *Handbook of Social Justice Theory and Research*. New York: Springer. 37–60. DOI: 10.1007/978-1-4939-3216-0\_3.
- Linz S. J. (2003). Job satisfaction among Russian workers. *International Journal of Manpower*, 24, 626–52. DOI: 10.1108/01437720310496139.
- Linz S. J., Semykina A. (2012). What makes workers happy? Anticipated rewards and job satisfaction. *Industrial Relations*, 51, 811–844. DOI: 10.1111/j.1468-232X.2012.00702.x.
- Messick D. M., Sentis K. (1983). Fairness, preference, and fairness biases. In: D. M. Messick, K. S. Cook (eds.). *Equity Theory: Psychological and Sociological Perspectives*. New York: Praeger. 61–94. DOI: 10.1007/s11211-997-0011-6.
- Montero R., Vasquez D. (2015). Job satisfaction and reference wages: Evidence for a developing country. *Journal of Happiness Studies*, 16 (6), 1493–1507. DOI: 10.1007/s10902-014-9571-y.
- Mussweiler T. (2003). Comparison processes in social judgment: Mechanisms and consequences. *Psychological Review*, 110 (3), 472–489. DOI: 10.1037/0033-295X.110.3.472.
- Peters S., van den Bos K., Karremans J. (2008). On the psychology of the advantaged: How people react to being overpaid. *Social Justice Research*, 21 (2), 179–191. DOI: 10.1007/s11211-008-0063-2.
- Randall C. S., Mueller C. W. (1995). Extensions of justice theory: Justice evaluations and employee's reactions in a natural setting. *Social Psychology Quarterly*, 58 (3), 178–194. DOI: 10.2307/2787041.
- Senik C. (2004). When information dominates comparison: Learning from Russian subjective panel data. *Journal of Public Economics*, 88, 2099–2123. DOI: 10.1016/S0047-2727(03)00066-5.
- Senik C. (2008). Ambition and jealousy: Income interactions in the 'Old' Europe versus the 'New' Europe and the United States. *Economica*, 75 (299), 495–513. DOI: 10.1111/j.1468-0335.2007.00629.x.
- Van Praag B., Ferrer-i-Carbonell A. (2007). *Happiness quantified: A satisfaction calculus approach*. Oxford: Oxford University Press. DOI: 10.1093/0198286546.001.0001.
- Walster E., Berscheid E., Walster G. W. (1973). New directions in equity research. *Journal of Personality and Social Psychology*, 25 (2), 151–176. DOI: 10.1037/h0033967.
- Younts C. W., Mueller C. W. (2001). Justice processes: Specifying the mediating role of perceptions of distributive justice. *American Sociological Review*, 66 (1), 125–145. DOI: 10.2307/2657396.

Received 31.03.2022; accepted 10.06.2022.

Прикладная эконометрика, 2022, т. 66, с. 118–143.

Applied Econometrics, 2022, v. 66, pp. 118–143.

DOI: 10.22394/1993-7601-2022-66-118-143

Ю. В. Раскина, О. А. Подкорытова, Р. К. Кучаков<sup>1</sup>

## Детерминанты здоровья и гетерогенность ответов при самооценке здоровья в России: подход якорных виньеток

*С использованием метода якорных виньеток и модели иерархического упорядоченного выбора в статье показано, что во всех 7 аспектах здоровья, представленных в данных российской выборки 1-й волны SAGE, наблюдается гетерогенность самооценок здоровья. Учет этой гетерогенности существенно меняет значимость потенциальных детерминант здоровья, таких как образование, перманентный доход, место проживания и семейный статус.*

**Ключевые слова:** детерминанты здоровья; гетерогенность ответов при самооценке здоровья; якорные виньетки; HOPIT; Россия; SAGE.

**JEL classification:** C21; I12.

### 1. Введение

#### 1.1. Детерминанты здоровья

Здоровье людей определяют не только ресурсы медицинской системы. Эффект от медицинской помощи может быть усилен или ослаблен воздействием различных факторов (Marmot et al., 2008). В настоящей статье исследуется взаимосвязь между здоровьем индивида и аспектами его социально-экономического статуса. Экономисты обычно выделяют среди этих аспектов образование и экономическое благосостояние. Как правило, более образованные люди имеют более высокие показатели здоровья и меньший риск смертности. Это связано не только с лучшими условиями труда и медицинского страхования. Образованные люди предпринимают больше усилий по сохранению здоровья, могут эффективнее искать и использовать медицинскую информацию, добиваться получения качественной медицинской помощи, понимать и придерживаться схем лечения, предложенных врачом, а их социальное окружение, в свою очередь, может препятствовать формированию разрушительных и поддерживать благоприятные для здоровья привычки (Cutler,

<sup>1</sup> **Раскина Юлия Владимировна** — Европейский университет в Санкт-Петербурге, Санкт-Петербург; raskina@eu.spb.ru.

**Подкорытова Ольга Анатольевна** — Европейский университет в Санкт-Петербурге, Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург; opodkorytova@eu.spb.ru.

**Кучаков Руслан Камирович** — Институт проблем правоприменения при Европейском университете в Санкт-Петербурге, Санкт-Петербург; rkuchakov@eu.spb.ru.