

## ОТРАСЛЕВАЯ И РЕГИОНАЛЬНАЯ ЭКОНОМИКА

**В. С. Щербаков<sup>1</sup>**

Отделение по Омской области Сибирского ГУ ЦБ РФ  
(Омск, Россия)

**М. С. Харламова<sup>2</sup>**

Отделение по Омской области Сибирского ГУ ЦБ РФ  
(Омск, Россия)

**Р. Е. Гартвич<sup>3</sup>**

Отделение по Омской области Сибирского ГУ ЦБ РФ  
(Омск, Россия)

УДК: 332.14, 331.56, 330.43

doi: 10.55959/MSU0130-0105-6-58-6-10

### **АНАЛИЗ БЕЗРАБОТИЦЫ В СИБИРИ НА НАЧАЛЬНОМ ЭТАПЕ РАСПРОСТРАНЕНИЯ COVID-19<sup>4</sup>**

*Процессы, происходящие на рынке труда, выступают отражением состояния дел в экономике региона, страны в целом. Масштабный шок экономики, вызванный пандемией COVID-19, обнажил необходимость изменения подходов к анализу и прогнозированию показателей рынка труда. В особенности увеличился спрос на исследования, направленные на поиск более высокочастотных прокси-показателей для моделирования рынка труда в краткосрочном периоде. В научной литературе накоплен определенный опыт применения поисковых запросов для анализа различных сегментов экономики, включая рынок труда, на страновом и межстрановом уровнях. При этом*

---

<sup>1</sup> Щербаков Василий Сергеевич — к.э.н., начальник экономического отдела, Отделение по Омской области Сибирского главного управления Центрального банка Российской Федерации; e-mail: shcherbakovvs@mail.ru, ORCID: 0000-0001-5132-7423.

<sup>2</sup> Харламова Мария Сергеевна — экономист 1-й категории, Отделение по Омской области Сибирского главного управления Центрального банка Российской Федерации; e-mail: hms2020@mail.ru, ORCID: 0000-0003-4144-5893.

<sup>3</sup> Гартвич Роман Евгеньевич — ведущий экономист, Отделение по Омской области Сибирского главного управления Центрального банка Российской Федерации; e-mail: gartvich.roma@mail.ru, ORCID: 0000-0001-8782-9759.

<sup>4</sup> Настоящая статья отражает личную позицию авторов. Содержание и результаты данного исследования не следует рассматривать, в том числе цитировать в каких-либо изданиях, как официальную позицию Банка России или указание на официальную политику или решения регулятора. Любые ошибки в данном материале являются исключительно авторскими.

© Щербаков Василий Сергеевич, 2023 

© Харламова Мария Сергеевна, 2023 

© Гартвич Роман Евгеньевич, 2023 

*наблюдается определенный вакуум исследований в мезоэкономическом разрезе. В рамках данной статьи авторы предприняли попытку инкорпорирования тематических поисковых запросов в эконометрические модели для анализа регионального рынка труда Сибири в условиях пандемии COVID-19 в 2020 г. По итогам проведенного анализа в качестве основных прокси-показателей авторами отобраны данные по таким ключевым словам, как «работа» и «служба занятости» поисковой системы Яндекс. В работе построен и оценен комплекс моделей, основанных на панельных данных: объединенная (сквозная) модель, модель со случайными эффектами, модель с фиксированными эффектами, динамическая модель на панельных данных. На основе проведенного исследования было установлено, что поисковые запросы выступают значимыми факторами при моделировании региональной безработицы. Использование динамических моделей панельных данных позволило повысить точность результатов за счет включения лагов зависимой переменной — уровня безработицы. Предлагаемая логика может быть применена для анализа влияния более широкого круга шоков различной природы.*

**Ключевые слова:** поисковые запросы, региональный рынок труда, региональная безработица, наукастинг, COVID-19, Яндекс.

Цитировать статью: Щербаков, В. С., Харламова, М. С., & Гартвич, Р. Е. (2023). Анализ безработицы в Сибири на начальном этапе распространения COVID-19. *Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика*, 58(6), 170–191. <https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-58-6-10>.

**V. S. Shcherbakov**

Omsk Regional Division of the Siberian Main Branch  
of the Central Bank of the Russian Federation (Omsk, Russia)

**M. S. Kharlamova**

Omsk Regional Division of the Siberian Main Branch  
of the Central Bank of the Russian Federation (Omsk, Russia)

**R. E. Gartvich**

Omsk Regional Division of the Siberian Main Branch  
of the Central Bank of the Russian Federation (Omsk, Russia)

JEL: R15, R23

## **THE ANALYSIS OF UNEMPLOYMENT IN SIBERIA AT AN INITIAL STAGE OF COVID-19<sup>1</sup>**

*Labor market processes reflect the economic situation both at regional and national levels. The large-scale economic shock caused by the COVID-19 pandemic showed the need for conceptual changes both in terms of analysis and forecasting of labor market. In particular,*

<sup>1</sup> The views expressed herein are solely those of the authors. The content and results of this research should not be considered or referred to in any publications as the Bank of Russia's official position, official policy, or decisions. Any errors in this document are the responsibility of the authors.

*the demand for research aimed at finding higher-frequency proxy indicators for modeling a short-term situation on the labor market increased sharply. Scientific literature accumulated certain experience in using it for research of different economic segments, including the labor market, at national and international levels. However, there is lack of knowledge in the mesoeconomic context. In this paper, we incorporated search data into econometric models to analyze the regional labor market in Siberia during the COVID-19 pandemic in 2020. We selected such keywords as «job» and “employment service” from Yandex as the main proxy indicators. In this research, we construct a set of models based on panel data: pooled regression model, model with random effects, model with fixed effects, dynamic panel data model. The findings show that the search data can be used as a significant factor for modeling regional unemployment. The use of dynamic models improved the accuracy by including the lags of dependent variable — unemployment rate. The applied logic can be utilized to analyze the impact of a wider range of shocks.*

**Keywords:** search data, regional labor market, regional labor market, nowcasting, COVID-19, Yandex.

To cite this document: Shcherbakov, V. S., Kharlamova, M. S., & Gartvich, R. E. (2023). The analysis of unemployment in Siberia at an initial stage of COVID-19. *Lomonosov Economics Journal*, 58(6), 170–191. <https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-58-6-10>.

## Введение

Современный мир пережил невиданный до этого по своей специфике, масштабам распространения и социально-экономическим последствиям глобальный шок, вызванный пандемией COVID-19. По оценкам Всемирного банка, общее падение мировой экономики в реальном выражении по итогам 2020 г. составило 3,4% и было крайне неравномерным в страновом разрезе. Несмотря на то, что по итогам 2021 г., согласно пересмотренным данным, приращение мировой экономики составило 5,5%, величина душевого дохода не восстановилась полностью в двух третях стран с формирующимися рынками и развивающимися экономиками (World Bank, 2021; World Bank, 2022).

Практически повсеместно принятые меры (например, ограничение мобильности населения, полные и частичные локдауны), направленные на сдерживание распространения инфекции, привели к существенным структурным и институциональным изменениям в экономиках многих стран, в особенности на рынках труда. В России в мае 2020 г., по сравнению с «допандемическим» февралем, общее количество вакансий в целом по стране снизилось на 26%. При этом, например, в Москве и Санкт-Петербурге спрос на рабочую силу, по данным hh.ru, упал на 56 и 54% соответственно<sup>1</sup>, что в значительной степени связано с большой долей занятости в сфере услуг данных регионов. В результате количество безработных в целом по стране в мае достигло 4,5 млн человек, что на 1,1 млн,

---

<sup>1</sup> Как «коронакризис» повлиял на рынок труда // HeadHunter. 2020. [hh.ru/article/27176](https://hh.ru/article/27176)

или на 32,3%, больше, чем за аналогичный период предыдущего года<sup>1</sup>. Уровень безработицы по данным Росстата повысился до 5,8% в 2020 г. По оценкам авторов, показатель достиг пиковых 6,5% SA<sup>2</sup> в III квартале наблюдаемого периода. Это максимальные значения, начиная с 2012 г.

Уровень безработицы и показатели рынка труда в целом являются одними из важнейших индикаторов для принятия оперативных управленческих решений в области экономической политики как на федеральном, так и на региональном уровнях, что особенно важно в условиях экономической турбулентности. В то же время проведение оперативного и комплексного анализа ситуации на рынке труда, в особенности на уровне отдельных регионов, представляется достаточно сложной задачей.

Во-первых, отношения, формирующиеся на рынке труда, затрагивают потребности большинства населения отдельно взятого региона, страны в целом. Во-вторых, рынок труда подвержен разнонаправленному влиянию большого количества факторов, в том числе демографических, технологических и др. В-третьих, на рынке труда существует ярко выраженная проблема «рваного края» (jagged or ragged edge) (Giannone et al., 2008), связанная с особенностями статистического сбора и обработки официальной информации, асинхронностью публикации и существенными временными лагами<sup>3</sup>.

Таким образом, данная работа направлена на исследование возможностей использования дополнительных прокси-показателей рынка труда для моделирования безработицы на уровне регионов России. На примере регионов Сибири предпринята попытка инкорпорировать тематические поисковые запросы в модель для уровня безработицы с целью объяснения проявившихся тенденций в период пандемии COVID-19 в 2020 г. В дальнейшем рассматриваемая логика может быть использована для анализа влияния более широкого круга шоков экономики, имеющих различную природу и основания.

## Обзор литературы

Сложившаяся в 2020 г. ситуация актуализировала и, что более важно, активизировала новый виток исследований, направленных на поиск прокси-показателей, которые можно использовать для моделирования и предсказания безработицы и других показателей рынка труда. Им по-

---

<sup>1</sup> По данным Федеральной службы государственной статистики. [https://gks.ru/bgd/free/B04\\_03/lssWWW.exe/STG/d05/119.htm](https://gks.ru/bgd/free/B04_03/lssWWW.exe/STG/d05/119.htm)

<sup>2</sup> С сезонной коррекцией.

<sup>3</sup> Согласно методологическим пояснениям Федеральной службы государственной статистики, публикация данных по уровню безработицы населения по субъектам Российской Федерации предусмотрена на 30-й рабочий день после отчетного периода // Федеральная служба государственной статистики. <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/met-Tr10.pdf>

священы, например, работы для США (Kong, Prinz, 2020; Hall, Kudlyak, 2020), для Европейского союза (Pouliakas, Branka, 2020; Doerr, Gambacorta, 2020) и многие другие исследования для большого количества стран.

Одним из перспективных направлений для оперативного анализа разнообразных экономических процессов выступает использование статистики по поисковым запросам. Агрегированные данные по заданным ключевым словам доступны в территориальном разрезе, что позволяет использовать их как на общестрановом, так и на региональном уровне.

Пионерной для данного направления является работа сотрудников Google (Choi, Varian, 2009). Одним из первых исследований, направленных на использование данных поисковых систем для анализа показателей рынка труда, является работа Н. Аскитаса и К. Зиммерманна. Авторы пришли к положительному заключению относительно целесообразности применения интернет-данных для наукастинга<sup>1</sup> безработицы, публикация сведений о которой в Германии также имеет запаздывающий характер (Askitas, Zimmermann, 2009).

За прошедшее время в данной области был накоплен достаточно богатый опыт как с точки зрения применяемого инструментария, так и с точки зрения географии проведенных исследований, включая работы для США (D'Amuri, Marcucci, 2017; Varian, Choi, 2009; Yi et al., 2020), Великобритании (McLaren, Shanbhogue, 2011), Франции (Fondeur, Karamé, 2013), Португалии, Испании, Франции, Италии (Barreira et al., 2013), Чехии, Венгрии, Польши, Словакии (Pavlicek, Kristoufek, 2015), Турции (Chadwick, Sengül, 2015), для стран Европейского союза в целом (Tuhkuri, 2016; Anttonen, 2018; Saperna et al., 2020).

В большинстве рассмотренных работ показано, что использование данных по поисковым запросам приводит к улучшению моделей безработицы и построенных на их основе прогнозов как с точки зрения уровня значимости, так и с точки зрения точности получаемых результатов. При этом, например, для Испании и Словакии подобные результаты получены не были. Одним из объяснений сложившейся ситуации выступает разный уровень проникновения интернета в странах, а также языковые и культурные особенности определения ключевых слов при формулировании запросов.

Отдельного внимания заслуживает работа Г. С. Куровского для России. В исследовании одновременно используются данные сразу двух поисковых систем (Яндекс, Google) при построении опережающего индикатора безработицы. Особенностью работы является корректировка количества

---

<sup>1</sup> В экономической среде термин «nowcasting» был впервые использован профессором London Business School Лукрецией Рейчлин (<http://lucreziareichlin.eu/>) в 2008 г. Понятие было заимствовано из области метеорологии, где оно означает детализированный прогноз погоды на временном горизонте от нескольких минут до нескольких часов. В российской научной литературе встречаются следующие варианты написания понятия: наукастинг, нукастинг, новкастинг.

запросов на популярность интернета с учетом данных опроса населения НИУ ВШЭ (LMS). На основе анализа метрик (RMSE и MAE) сделан вывод об улучшении качества прогнозов ряда спецификаций по сравнению с базовыми моделями (ARIMA и AR(1)) (Куровский, 2019).

Дополнительно отметим исследование Ф. Ульянкина, который использует методы машинного обучения для построения на российских данных «автоматических» индексов, основанных на неструктурированной информации из сети Интернет (поисковые запросы, поток новостей, поток комментариев из социальных сетей). Полученные индексы используются для наукастинга и прогнозирования ряда целевых переменных, в том числе показателя безработицы. Автор указывает на то, что при объяснении целевой переменной текущими значениями индекса самый высокий прирост качества прогноза показывают индексы поиска (Ульянкин, 2020).

Из анализа литературы следует, что рассматриваемое направление является актуальным не только для академического сообщества, но и для центральных банков и международных организаций (Европейская комиссия, Банк Италии, Банк Испании, Банк Англии, Центральный банк Турции и др.).

Вместе с тем, несмотря на достаточно широкий страновой охват исследований по данной тематике, работ, изучающих динамику показателей рынка труда с использованием данных поисковых запросов именно на уровне регионов одной страны, крайне мало.

В первую очередь, необходимо упомянуть статью Ф. Д'Амури и Дж. Маркуци для США. В работе произведена оценка более чем 500 различных спецификаций моделей временных рядов на уровне страны, а также представлен анализ по 520 аналогичным моделям для каждого отдельного штата. Для анализа использованы линейные и нелинейные модели авторегрессии, в том числе SETAR, LSTAR. Кроме того, произведено дополнительное сравнение лучших спецификаций моделей с опросами экспертов (Survey of Professional Forecasters (SPF)). Использование простой линейной модели (ARMA) с включением данных по поисковым запросам продемонстрировало лучший результат по сравнению с SPF (D'Amuri, Marcucci, 2017).

С другой стороны, в работе У. Ларсона и Т. Синклеа по прогнозированию обращений по безработице в США во время вспышки COVID-19 в 2020 г. показано, что хотя модели, включающие статистику по поисковым запросам, уступают спецификациям с включением фиктивной переменной, отражающей сроки объявления чрезвычайной ситуации на уровне определенного штата, они обладают лучшими метриками качества (MAE и RMSE) по сравнению с простыми авторегрессионными моделями. Отличительной особенностью статьи является построение моделей на панельных данных (Larson, Sinclair, 2021).

Особый интерес представляет исследование С. Михаэла применимости данных поисковых запросов для улучшения качества моделей по безработице 42 регионов (округов) Румынии в период с 2004 по 2018 г. (Mihaela, 2020). Автором построены различные спецификации моделей на панельных данных с фиксированными, случайными и смешанными эффектами. Наиболее удачной была признана модель со случайными эффектами, в которую в качестве объясняющих переменных, наряду с поисковыми запросами, включены данные по безработице за предыдущий год, значение реального ВРП, а также данные по числу эмигрантов.

В работе С. Михаэла сделан важный шаг в углублении использования поисковых запросов для моделирования ситуации на региональных рынках труда. Тем не менее в данном направлении наблюдается потенциал для дальнейших исследований.

### Особенности развития рынка труда в Сибири

В 2020 г. в состав Сибирского федерального округа (СФО) входили 10 субъектов Российской Федерации. Начиная с ноября 2018 г. Республика Бурятия и Забайкальский край включены в Дальневосточный федеральный округ (в соответствии с Указом Президента Российской Федерации от 03.11.2018 № 632).

СФО занимает 25,5% территории Российской Федерации, на его долю приходится 11,7% населения страны и 11,2%<sup>1</sup> общей численности рабочей силы. Ключевые характеристики рынка труда приведены в табл. 1.

Таблица 1

#### Показатели рынка труда России и СФО с 2017 по 2020 г.

Страна/округ/субъект	Уровень участия в рабочей силе, %				Уровень занятости, %				Уровень безработицы, %			
	2017	2018	2019	2020	2017	2018	2019	2020	2017	2018	2019	2020
Российская Федерация	69,1	68,9	68,0	67,6	65,5	65,6	64,9	63,7	5,2	4,8	4,6	5,8
<i>без учета г. Москвы и г. Санкт-Петербурга</i>	<i>68,2</i>	<i>68,0</i>	<i>67,0</i>	<i>66,5</i>	<i>64,3</i>	<i>64,3</i>	<i>63,6</i>	<i>62,4</i>	<i>5,8</i>	<i>5,4</i>	<i>5,1</i>	<i>6,3</i>
Сибирский федеральный округ	67,1	66,9	66,1	65,4	62,4	62,6	62,2	60,6	7,7	7,0	5,9	7,3
Республика Алтай	66,3	64,1	62,7	64,6	58,4	56,9	55,8	55,6	12,0	11,2	11,0	14,0
Республика Тыва	61,5	61,6	56,1	61,8	50,3	52,5	49,1	50,6	18,3	14,8	12,4	18,0

<sup>1</sup> Информация приведена на основе данных Федеральной службы государственной статистики по итогам 2020 г.

Страна/округ/субъект	Уровень участия в рабочей силе, %				Уровень занятости, %				Уровень безработицы, %			
	2017	2018	2019	2020	2017	2018	2019	2020	2017	2018	2019	2020
Республика Хакасия	65,4	64,5	62,0	60,6	62,2	61,2	58,3	55,4	4,9	5,2	6,0	8,7
Алтайский край	63,8	65,3	64,5	62,5	59,4	61,4	60,7	58,8	6,9	6,1	5,8	5,9
Красноярский край	69,1	68,8	68,1	67,2	65,1	65,4	65,1	63,1	5,7	4,9	4,5	6,0
Иркутская область	68,1	66,7	65,9	65,3	62,2	61,7	61,6	60,2	8,7	7,6	6,6	7,7
Кемеровская область	65,9	65,1	63,9	63,5	61,2	61,1	60,4	59,3	7,1	6,1	5,5	6,7
Новосибирская область	68,5	68,1	67,7	66,0	64,4	63,5	63,5	61,6	6,0	6,7	6,1	6,7
Омская область	69,5	69,3	68,8	69,8	64,6	64,6	64,4	63,6	7,0	6,8	6,5	8,9
Томская область	64,9	66,6	65,9	65,4	60,8	62,4	62,3	59,8	6,3	6,3	5,5	8,7

*Примечание:* серым цветом выделены субъекты СФО, по которым наблюдалось положительное отклонение относительно рассматриваемого бенчмарка — данных по России (без учета г. Москвы и г. Санкт-Петербурга).

*Источник:* составлено авторами на основе данных (Федеральной службы государственной статистики, 2022).

В период с 2017 по 2020 г. уровень безработицы в России находился в пределах 4,6–5,8%, в СФО — 5,9–7,3%. Учитывая, что г. Москва и г. Санкт-Петербург характеризовались существенно более низкими уровнями безработицы в наблюдаемом периоде (от 1,2–1,4 до 2,8–2,9%), было принято решение сопоставлять СФО с Россией без них, что представляется более корректным.

В рамках данной работы переменной интереса выступает *уровень безработицы*. В 2020 г. по сравнению с предыдущим годом ожидаемо произошло увеличение данного показателя как на уровне страны, федерального округа, так и на уровне всех регионов Сибири. При этом отмечается большая дифференциация по субъектам СФО: в Республике Тыва уровень безработицы вырос с 12,4 до 18%, а, например, в Алтайском крае — только на 0,1 п.п. При этом в 2017 г. в этих же регионах наблюдались повышенные значения безработицы относительно 2020 г.

Отличительной особенностью СФО, влияющей на тенденции на рынке труда, является повышенный уровень миграционной и естественной убыли населения по сравнению с показателями России в целом. Так по итогам 2020 г. только в двух регионах Сибири (Республика Тыва и Республика Алтай) наблюдался естественный прирост, в остальных — естественная убыль с максимальным значением –7,7 на 1000 человек в Кемеровской области и Алтайском крае. В свою очередь, в 2020 г. в России зафиксирован миграционный прирост на уровне 106,5 тыс. человек, а в СФО — мигра-

ционная убыль 24,5 тыс. человек, из которых 10,4 тыс. человек, или 41%, пришлось на Омскую область. Данная особенность характерна для регионов Сибири не только в период пандемии COVID-19. По оценкам экспертов, за последние 25 лет численность населения Сибири снизилась более чем на 1,5 млн человек, из которых более 40% — отток мигрантов (Самаруха и др., 2018).

Другим важным фактором, определяющим специфику рынка труда, является сложившаяся структура экономики регионов. На СФО приходится 14,8% добычи полезных ископаемых, 10,5% объемов обрабатывающего производства и 8,7% оборота розничной торговли России. В Сибири 19,3%<sup>1</sup> занятых работает на промышленных предприятиях<sup>2</sup>, что превышает аналогичные значения по стране (18,9%). При этом если в Кемеровской области доля занятых в промышленности составляет 26,1%, то в Республике Алтай — только 8,7%. На втором месте по занятости трудоспособного населения находится торговля. Здесь сосредоточено 17,9% занятых. Максимальная доля занятых в торговле среди регионов СФО зафиксирована в Новосибирской области (20,8%), минимальная — в Республике Тыва (13,6%). Кроме того, отметим, что для российского рынка труда характерна высокая доля занятых на государственных предприятиях (38,8%). Однако, согласно распределению среднегодовой численности работников организаций по формам собственности, в СФО доля работников предприятий государственной и муниципальной собственности повышенная (42,9%). При этом в Республике Тыва она составляет 80,5%.

По мнению экспертов, в России, в отличие от многих стран мира, за последние 20 лет экономические кризисы слабо влияли на уровень занятости. Это объясняется тем, что работодатели предпочитают не увольнять работников, а сокращать рабочее время и заработную плату, чтобы избежать массовых увольнений и сохранить персонал. В 2020 г. российский рынок труда адаптировался через привычный способ снижения издержек — переводы на неполный рабочий день или неделю, введение вынужденных отпусков за свой счет либо с частичной компенсацией и др. Работники предпочитали сохранять свои рабочие места при сокращении заработной платы (Подвойский, 2021). Аналогичные тенденции наблюдались в субъектах СФО.

---

<sup>1</sup> Информация приведена на основе данных статистического сборника «Регионы России. Социально-экономические показатели» (2020) // Федеральная служба государственной статистики. [https://gks.ru/bgd/regl/b20\\_14p/Main.htm](https://gks.ru/bgd/regl/b20_14p/Main.htm)

<sup>2</sup> Согласно методологии Федеральной службы государственной статистики к промышленности относятся такие виды деятельности, как добыча полезных ископаемых, обрабатывающие производства, обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха, а также водоснабжение; водоотведение, организация сбора и утилизации отходов, деятельность по ликвидации загрязнений.

С одной стороны, среднемесячная номинальная заработная плата в СФО в 2020 г. составила 41,5 тыс. руб., что выше уровня предыдущего года на 6,3 и 2,9% в номинальном и реальном выражениях соответственно<sup>1</sup>. С другой стороны, при расчете данного показателя без учета изменений заработных плат в ряде отраслей (например, сельском хозяйстве, строительстве, здравоохранении<sup>2</sup>) прирост в реальном выражении на уровне СФО, по оценкам авторов, будет находиться около нулевых значений<sup>3</sup>.

Представляется, что такая логика является приемлемой ввиду того, что рост заработных плат в этих отраслях стал прежде всего реакцией на внешний шок для экономики. Так, в сельском хозяйстве и строительстве произошел рост зарплат на фоне нехватки кадров, в том числе обусловленной ограничениями на миграционные потоки со стороны работников различных стран. В здравоохранении происходили дополнительные выплаты для врачей, в особенности находящихся в так называемой «красной зоне».

Проведенный выше анализ отражает специфику регионального рынка труда в Сибири. При моделировании безработицы на уровне субъектов СФО будут учтены следующие ключевые особенности:

- наблюдаемая ранее *дифференциация регионов Сибири* по уровню безработицы сохранилась в 2020 г. (от 5,9–18%);
- шок, вызванный пандемией COVID-19, привел к *ухудшению ситуации на рынках труда всех субъектов СФО* (прирост уровня безработицы от 0,1 до 5,6 п.п);
- *промышленность и торговля являются наиболее значимыми отраслями экономики Сибири с точки зрения занятости трудоспособного населения* (более 37% занятых макрорегиона).

## Данные

**1. Поисковые запросы.** В контексте данной работы для проведения предварительного анализа и формулирования гипотез относительно изменений на рынке труда, произошедших в период первой фазы пандемии (с марта

---

<sup>1</sup> Минимальная номинальная заработная плата составила 30 тыс. руб. в Алтайском крае (прирост 7,2 и 3,6% в номинальном и реальном выражениях соответственно). Максимальная номинальная заработная плата составила 30 тыс. рублей в Красноярском крае (прирост 8 и 4,5% в номинальном и реальном выражениях соответственно).

<sup>2</sup> Прирост номинальных заработных плат за 2020 г. в сельском хозяйстве 12,9%, в строительстве — 11%, в здравоохранении — 9,5%.

<sup>3</sup> Информация приведена на основе данных Территориального органа Федеральной службы государственной статистики по Новосибирской области. [https://novosibstat.gks.ru/storage/mediabank/p54\\_Динамика%20среднемесячной%20номинальной%20начисленной%20заработной%20платы%20по%20видам%20экономической%20деятельности.pdf](https://novosibstat.gks.ru/storage/mediabank/p54_Динамика%20среднемесячной%20номинальной%20начисленной%20заработной%20платы%20по%20видам%20экономической%20деятельности.pdf)

по декабрь 2020 г.), необходимо обратиться к статистике по числу запросов, характеризующих поиск работы. В первую очередь необходимо определить ключевые слова, которые могут выступить наилучшими прокси-показателями на региональном уровне.

Наибольшая доля запросов населения стран мира проходит через поисковую систему Google. Сервис представляет информацию в нормализованном виде для удобства сравнения поисковых запросов. Данные нормализуются с учетом времени и места отправки запроса. В свою очередь, в России наблюдается усиленная конкурентная борьба за внимание пользователей со стороны двух компаний — Google и Яндекс<sup>1</sup>. Яндекс также предоставляет возможность получать статистические данные по поисковым запросам.

По мнению авторов, целям настоящего исследования в большей степени соответствует база Яндекс, несмотря на ряд существующих ограничений. Во-первых, значительным преимуществом Яндекс является предоставление данных как в относительном, так и в абсолютном выражении. Во-вторых, индексное представление показателя Google затрудняет анализ, особенно в разрезе регионов, где вследствие разовых случайных всплесков искажается динамика всего ряда. При этом история запросов Яндекс по ключевым словам предоставляется сервисом только за 24 последних месяца на день обращения (для помесечных данных), и каждый период доступная статистика сдвигается на 1 месяц вперед. Таким образом, использование более длинных временных рядов в рамках данного сервиса требует предварительного накопления.

Изначальный набор для проверки был выделен на основе работ, исследующих взаимосвязь поисковых запросов и безработицы. Как показал анализ литературы, самым распространенным и информативным является показатель на основе запросов по ключевому слову «работа» (Varian, Choi, 2009; Fondeur, Karamé, 2013; D'Amuri, Marcucci, 2017; Anttonen, 2018; Щербаков и др., 2022).

Как показывает анализ, данный показатель наименее подвержен случайным колебаниям. Кроме того, он обеспечивает больший охват аудитории по сравнению со смежными понятиями. Например, если среднемесячное количество запросов по ключевому слову «работа» в 2020 г. в системе Яндекс составило более 60 млн, то по слову «вакансия» около 20 млн, а «безработица» — чуть больше 1 млн запросов. В региональном же разрезе проблема охвата становится более выраженной.

Кроме ключевых слов, характеризующих поиск работы, исследователями также используются термины, связанные с оформлением статуса безработного (McLaren, Shanbhogue, 2011; Tuhkuri, 2016). Здесь наиболее

---

<sup>1</sup> По данным аналитического агентства Statcounter, мировая доля Google составляет более 90%. <https://gs.statcounter.com/search-engine-market-share>

информативным выступило ключевые слова «служба занятости»<sup>1</sup>. Особенно явный вид эта зависимость приобретает с резким ростом безработицы с марта 2020 г.

Для регионов Сибири ситуация на рынке труда существенно различается, тем не менее отмечаются схожие тенденции. На протяжении 2019 г. и в начале 2020 г. наблюдалась однонаправленная динамика прироста числа запросов по ключевому слову «работа» с изменением уровня безработицы. При этом динамика прироста запросов по ключевому слову «служба занятости» отразила всплеск безработицы с марта 2020 г. В этих условиях пользовательская активность переключилась в сторону запросов, связанных, в частности, с бюджетными стимулами (в том числе пособием по безработице).

С этого же месяца и до конца года наблюдается расхождение приростов числа запросов по слову «работа». Во второй половине года их динамика приобретает ярко выраженный разнонаправленный характер. В связи с этим представляется необходимым разделить выборку на допандемийный и последующий периоды и использовать различные показатели, характеризующие пользовательскую активность.

Проведенный анализ позволил сформулировать предположения для последующей проверки в рамках исследования. *Первое* заключается в существенном улучшении качества модели после включения в модель региональной безработицы индикатора, построенного на динамике поисковых запросов со словами «работа» и «служба занятости», в том числе в условиях значимых шоков на рынке труда. *Второе предположение* состоит в том, что расхождение динамики уровня безработицы и поисковых запросов со словами «работа» и «служба занятости» может сигнализировать о турбулентности на рынке труда.

**2. Контрольные переменные.** Как было отмечено ранее, в рамках данной работы переменной интереса является *уровень безработицы*. При этом ключевым вопросом выступает подбор значимых общеэкономических факторов, которые, наряду с поисковыми запросами, могут объяснять изменение безработицы на уровне субъектов.

Безработица обычно рассматривается во взаимосвязи с инфляцией и выпуском (в более поздних интерпретациях с ожидаемой инфляцией и предельными издержками соответственно) (Dennis, 2007). В отношении ценовых факторов широко известна концепция «кривой Филлипса» (Phillips, 1958) и ее дальнейшее развитие (Lucas, Rapping, 1969; Mankiw,

---

<sup>1</sup> При подготовке данной статьи, кроме того, рассматривалась статистика запросов по словам «вакансия», «безработица», «зарплата.ру», «hh», «пособие по безработице», «служба занятости», а также ряд синонимов, которые были отсеяны на этапе сбора или предварительного анализа из-за недостаточности наблюдений и низкой информативности в ряде регионов.

Reis, 2002; Roberts, 1995), которая призвана объяснить логику установленной эмпирической взаимосвязи между безработицей и инфляцией. Для оценки данного влияния чаще всего применяется индекс потребительских цен, который также представляется необходимым включить в модель.

В работе по прогнозированию безработицы с использованием поисковых запросов на региональном уровне, послужившей методологической основой для данного исследования, подтверждается значимое влияние регионального выпуска (Mihaela, 2020). Однако в указанной работе рассматривается более длинный период анализа (2004–2018 гг.), позволяющий использовать показатель выпуска, тогда как ВРП для российских регионов рассчитывается статистикой в квартальном или годовом разрезе, что существенно сужает перечень доступной высокочастотной информации для характеристики факторов спроса на труд на мезоэкономическом уровне.

При этом выбор показателей, отражающих выпуск или, скорее, деловую активность для краткосрочного периода, должен учитывать особенности экономики регионов Сибири. В рамках анализа особенностей рынка труда в Сибири было показано, что наибольшая доля занятого населения сконцентрирована в таких отраслях экономики, как промышленность и сфера торговли. Поэтому в качестве показателей деловой активности в модель включены такие доступные и относительно высокочастотные показатели, как индекс промышленного производства и оборот розничной торговли.

Таблица 2

### Зависимая переменная и значимые регрессоры

Статистики, ед.	Источник
Прирост уровня безработицы, п.п.	Росстат
Прирост относительного числа запросов по ключевому слову «работа», п.п.	WordstatYandex
Темп прироста числа запросов по ключевым словам «служба занятости», %	WordstatYandex
Индекс потребительских цен месяц к месяцу (ИПЦ), %	Росстат
Индекс промышленного производства месяц к месяцу (ИПП), %	Росстат
Оборот розничной торговли, месяц к месяцу, %	Росстат
* $k$ — степень лагового оператора	Расчет

Источник: составлено авторами.

Итоговый список переменных, используемых в рамках данного исследования, приведен в табл. 2, описательные статистики отобранных переменных для каждого из выделенных периодов отражены в табл. 3.

## Описательные статистики

Показатель	Период	Среднее значение	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум
Изменение уровня безработицы	03.2019–01.2020	–0,02	0,44	–1,50	2,10
	02.2020–12.2020	0,20	0,66	–1,70	3,90
	Весь период	0,10	0,59	–1,70	3,90
Изменение запросов по ключевому слову «работа» <sup>1</sup>	03.2019–01.2020	0,0792	8,52	–23,00	24,97
	02.2020–12.2020	0,2781	7,86	–24,00	22,21
	Весь период	0,1834	7,99	–24,00	24,97
Изменение запросов по ключевому слову «служба занятости»	03.2019–01.2020	3,64	17,24	–40,59	119,05
	02.2020–12.2020	6,16	56,44	–58,23	325,00
	Весь период	4,94	42,37	–58,23	325,00
Индекс потребительских цен	03.2019–01.2020	100,18	0,25	99,46	100,66
	02.2020–12.2020	100,41	0,36	99,69	101,52
	Весь период	100,29	0,33	99,46	101,52
Индекс промышленного производства	03.2019–01.2020	99,66	9,40	65,00	131,50
	02.2020–12.2020	100,58	7,16	76,70	131,30
	Весь период	100,11	8,31	65,00	131,50
Оборот розничной торговли	03.2019–01.2020	100,34	10,58	48,90	150,30
	02.2020–12.2020	102,02	10,32	73,70	145,90
	Весь период	101,18	10,35	48,90	150,30

Источник: составлено авторами (сбор данных осуществлялся весной 2021 г.).

## Методы

Проверка гипотез осуществлялась с помощью моделей на панельных данных. За основу был взят методологический подход, изложенный в работе С. Михаэла (Mihaela, 2020). Поэтому в рамках исследования были оценены объединенная (сквозная) модель (*pooled regression model* — *Pooled*), модель со случайными эффектами (*random effects* — *RE*), модель с фиксированными эффектами (*fixed effects* — *FE*), а также динамическая модель панельных данных (*Generalized Method of Moments Estimation for Panel Data* — *GMM*).

<sup>1</sup> Из-за малой величины вследствие усреднения по регионам, описательные статистики по изменению относительного числа запросов по слову «работа» приведены в базисных пунктах.

Объединенная модель панельных данных представляется следующим образом:

$$x_{it} = Z_{it}\alpha_{it} + \varepsilon_{it} \quad (i = \overline{1, N}; t = \overline{1, T}), \quad (1)$$

где  $\alpha_{it}$  — коэффициенты вектора объясняющих переменных  $Z_{it}$  в период  $t$  для выборочной единицы  $i$ ;

$\varepsilon_{it}$  — ошибки, которые предполагаются независимыми, одинаково распределенными случайными величинами с нулевым математическим ожиданием и дисперсией  $\sigma_\varepsilon^2$ .

В рамках анализа для учета индивидуальных особенностей регионов используются так называемые ненаблюдаемые эффекты, т.е. специфические факторы, относящиеся к экономическим единицам. В связи с этим могут рассматриваться следующие типы моделей: с фиксированными или случайными эффектами. В FE-модели коэффициенты  $f_i$  обозначают  $N$  неизменных во времени, неизвестных параметров, отражающих межрегиональные различия:

$$x_{it} = Z_{it}\alpha + f_i + \varepsilon_{it} \quad (i = \overline{1, N}; t = \overline{1, T}), \quad (2)$$

где  $Z_{it}$  —  $n$ -мерный вектор регрессоров без константы;

$f_i$  — коэффициенты, отражающие индивидуальные эффекты регионов, не меняющиеся во времени.

В RE-модели коэффициенты  $f_i$  являются случайными, при этом некоррелированными с  $\varepsilon_{it}$ , что обуславливает вид данной регрессионной модели:

$$x_{it} = Z_{it}\alpha + u_{it}, \quad (3)$$

где  $u_{it}$  представляет собой составную ошибку из  $\varepsilon_{it}$  и  $f_i$ .

Таким образом, объединенная модель предполагает однородность объектов; модель с фиксированными эффектами — наличие индивидуальных эффектов у каждого рассматриваемого региона; модель со случайными эффектами предполагает, что различия между объектами являются случайными. Ввиду того, что безработица обладает значительной инерцией, особый интерес представляют модели динамических панельных данных, которые позволяют включать в качестве объясняющих переменных прошлые значения зависимой переменной, т.е. лаги самого показателя безработицы. Выбор наилучшей модели осуществляется на основе стандартной процедуры попарного сравнения. Для тестирования незначимости индивидуальных эффектов применяется F-тест и тест Бреуша — Пагана соответственно. В свою очередь, выбор характера эффектов (фиксированные или случайные) осуществляется на основе теста Хаусмана. Точность моделей характеризуется стандартными показателями средней квадратичной ошибки (MSE) и ее корня (RMSE).

## Модели и полученные результаты

Выборка для анализа включает ежемесячные данные за 2019–2020 гг. по 10 регионам СФО. Она разделена на две части — до и после начала пандемии. Первая подвыборка взята с марта 2019 по январь 2020 г., вторая — с февраля по декабрь 2020 г. включительно. Рассмотрим результаты оценивания моделей панельным данным для каждой из подвыборок. Гипотеза о наличии нестационарности в данных отвергнута на 0,1%-м уровне (согласно тесту для панельных данных Levin-Lin-Chu).

Для модели допандемийного периода оценки параметров приведены в табл. 4. Выбор наилучшей модели осуществлен на основе статистических тестов, процедура осуществляется путем попарного сравнения указанных на каждом шаге моделей на основе соответствующего теста (табл. 5). Динамическая модель в силу своей специфики (наличия лагов зависимой переменной в качестве объясняющих) рассматривается отдельно. Согласно результатам тестов, наилучшей является сквозная модель (*Pooled*).

Отдельно необходимо отметить устойчивость оценок коэффициентов при переменных на подвыборках. В силу того, что длина рассматриваемого ряда является сравнительно небольшой для проведения полноценной процедуры валидации (тем более с учетом специфики рассматриваемых периодов), устойчивость оценок проверялась поочередным исключением входящих в выборку регионов. При поочередном удалении из выборки различных регионов оценки коэффициентов меняются незначительно.

Таблица 4

**Результаты оценивания моделей панельных данных  
для первой подвыборки**

Переменные	Количество наблюдений	Pooled	RE	FE	GMM*
Запросы работа	110	4,1543	4,1543	4,0862	6,8389
ИПП, $k = 1$		-0,0113	-0,0113	-0,0113	0,0306
Оборот торговли, $k = 2$ , * $k = 3$ (GMM)		-0,0984	-0,0984	-0,1042	-0,2325
ИПЦ, $k = 6$		-0,3442	-0,3442	-0,2982	-0,4171
Прирост безработицы, $k = 1$		—	—	—	-2,1248
MSE		0,0899	0,0899	0,07	0,09
RMSE		0,029	0,029	0,026	0,01

Источник: составлено авторами.

## Статистические тесты сравнения моделей

Статистические тесты сравнения моделей	Сравниваемые модели	Выбранная модель
I. <i>F</i> -тест <i>F</i> -тест ( <i>F</i> test for individual effects, нулевая гипотеза о верной сквозной модели) $F = 0,83, p\text{-value} = 0,59$	Pooled vs. FE	Pooled
II. Тест Бреуша-Пагана (Breusch-Pagan, нулевая гипотеза о верности сквозной модели) $chisq = 0,15, p\text{-value} = 0,69$	Pooled vs. RE	Pooled
III. Тест Хаусмана (Hausman-test, нулевая гипотеза о состоятельности коэффициентов в обеих моделях) $chisq = 1,17, p\text{-value} = 0,76$	FE vs. RE	RE

Источник: составлено авторами.

Модели содержат лаговые значения переменных (степень лага указана в табл. 4), а также текущее значение прироста числа запросов, которое обновляется с высокой частотой, что позволяет оперативно оценивать показатель безработицы. Прирост относительного числа запросов по ключевому слову «работа» положительно связан с приростом безработицы, тогда как прочие значимые факторы имеют с зависимой переменной обратную связь.

Полученные результаты в целом соответствуют экономической логике. Наименьшая ошибка прогноза была получена с помощью динамической модели (*GMM*), позволяющей включать прошлые значения зависимой переменной.

Результаты оценивания моделей на второй подвыборке, которая соответствует началу эпидемии COVID-19 в России, представлены в табл. 6. Здесь динамика запросов по слову «работа» была заменена другой переменной — приростом числа запросов по ключевому слову «служба занятости». Как показал предварительный анализ, в период турбулентности на рынке труда данный показатель потенциально лучше сигнализирует об изменении безработицы.

При рассмотрении парной взаимосвязи динамики безработицы и числа запросов по слову «работа», как было отмечено ранее, отмечается смена знака, с которым число данных запросов влияет на зависимую переменную. В отличие от кризисного периода, на допандемийной выборке значимой взаимосвязи между приростом безработицы и запросов по ключевому слову «служба занятости» не установлено.

Статистика тестов сравнения моделей приведена в табл. 7. По результатам тестирования наиболее удачной является модель с фиксированными

эффектами (*FE*), позволяющая учитывать межрегиональные различия. Для данного периода они оказали значимое влияние.

Таблица 6

**Результаты оценивания моделей панельных данных  
для второй подвыборки**

Переменные	Количество наблюдений	Pooled	RE	FE	GMM
ИПП, $k = 2$	120	-0,0167	-0,0167	-0,0192	-0,0162
Запросы служба занятости, $k = 4$		0,0025	0,0025	0,0023	0,0011
Оборот торговли, $k = 3$		-0,0163	-0,0163	-0,0188	-0,0071
ИПЦ, $*k = 2$ (GMM)		-0,3222	-0,3222	-0,2883	-0,1427
Прирост безработицы, $k = 1$		-	-	-	0,2448
Прирост безработицы, $k = 2$		-	-	-	0,2820
MSE		0,16	0,16	0,11	0,09
RMSE		0,04	0,04	0,03	0,02

Источник: составлено авторами.

Таблица 7

**Статистические тесты сравнения моделей для второй подвыборки**

Статистические тесты сравнения моделей	Сравниваемые модели	Выбранная модель
I. <i>F</i> -тест ( <i>F</i> test for individual effects, нулевая гипотеза о верной сквозной модели) $F = 1,76, p\text{-value} = 0,09$	Pooled vs. FE	FE
II. Тест Бреуша-Пагана (Breusch-Pagan, нулевая гипотеза о верности сквозной модели) $chisq = 24,26, p\text{-value} = 0,00$	Pooled vs. RE	RE
III. Тест Хаусмана (Hausman-test, нулевая гипотеза о состоятельности коэффициентов в обеих моделях) $chisq = 24,26, p\text{-value} = 0,00$	FE vs. RE	FE

Источник: составлено авторами.

Для данной подвыборки также отмечается устойчивость оценок, полученных различными методами. При этом направление влияния на зависимую переменную также соответствует экономической логике, а оце-

ненные параметры по величине близки к полученным на первой подвыборке. Динамическая модель панельных данных и в этом случае позволила улучшить точность, в частности, за счет возможности включения лагов зависимой переменной.

## Заключение

Безработица является одной из ключевых экономических проблем, находящихся в постоянном фокусе теоретического и практического внимания, как на региональном, так и на общестрановом уровне. Отсутствие оперативных данных по ключевым макроэкономическим показателям является существенной проблемой при анализе экономической ситуации, особенно в кризисные периоды. Использование альтернативных, более оперативных и высокочастотных данных, в том числе в виде статистики поисковых запросов по ключевым словам, позволяет отчасти нивелировать указанную проблему.

В рамках исследования было показано, что подобная логика применима на региональном уровне. Особого внимания заслуживает подбор и эмпирическая проверка значимости и устойчивости влияния статистики запросов по определенным ключевым словам для оперативного отслеживания переменных интереса. При этом не исключается некоторая вариативность, например, поиск дополнительных версий формулировок («работа» vs. «служба занятости»), способных описать существенное отклонение безработицы от своего естественного уровня при возникновении шоковых явлений.

В результате проведенного исследования выдвинутые предположения не были отвергнуты. *Первое* — число запросов, характеризующее поиск работы, действительно является значимым фактором при моделировании безработицы. Включение данных переменных позволило существенно улучшить качество моделей, особенно в период кризиса. Для моделирования безработицы в периоды ее существенного отклонения от естественного уровня можно найти переменные, характеризующие переключение пользовательской активности на другие ключевые слова, и включить в качестве объясняющих переменных.

*Второе* — для стабильного уровня значимой переменной оказался рост относительного числа запросов по ключевому слову «работа». Тогда как после начала пандемии изменения уровня безработицы описываются динамикой запросов по ключевому слову «служба занятости». Повысить точность позволило также использование динамических моделей панельных данных за счет возможности включения лагов зависимой переменной.

Результаты данной работы могут выступить отправной точкой для анализа применимости данных поисковых запросов для моделирования безработицы в разрезе всех субъектов Российской Федерации. Допускается,

что в силу высокой социально-экономической дифференциации наблюдаемые на примере регионов Сибири процессы могут отличаться от других субъектов и/или иметь определенную специфику. В этом случае можно произвести кластеризацию и выявить схожие по поведению на рынке труда регионы, определить ключевые тенденции.

В целом методологическое и практическое развитие данного подхода имеет значение для дальнейшего анализа и краткосрочного прогнозирования происходящих на региональном уровне России процессов под влиянием различного рода шоков. Своевременные меры со стороны региональных и федеральных властей по адаптации рынка труда к меняющимся условиям, как прямые, в виде увеличения пособий, так и институциональные, как стимулирование самозанятости, поддержка профессиональной переподготовки и создание более гибких условий труда, в частности дистанционной работы, способны в значительной мере сгладить влияние шоков. Оперативная оценка показателей рынка труда может способствовать принятию своевременных контрциклических мер, направленных на относительно более быструю подстройку к структурным изменениям в экономике.

### Список источников

Куровский, Г. С. (2019). Использование текстовой информации для прогнозирования в макроэкономике. *Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика*, 6, 39–57.

Подвойский, Г. Л. (2021). Российский рынок труда в условиях COVID-19: анализ, оценка, перспективы. *Экономические науки*, 8, 67–84.

Самаруха, В. И., Краснова, Т. Г., & Плотникова, Т. Н. (2018). Миграционное движение населения регионов Сибири. *Известия Байкальского государственного университета*, 8, 56–62.

Ульянкин, Ф. (2020). Прогнозирование российских макроэкономических показателей на основе информации в новостях и поисковых запросах. *Деньги и кредит*, 4, 75–97.

Федеральная служба государственной статистики (2020). *Регионы России. Социально-экономические показатели*. Дата обращения 15.04.2022, [https://gks.ru/bgd/regl/b20\\_14p/Main.htm](https://gks.ru/bgd/regl/b20_14p/Main.htm)

Щербаков, В. С., Харламова, М. С., & Гартвич, Р. Е. (2022). Методы и модели указинга экономических показателей с помощью поисковых запросов. *Материалы межрегиональной научной онлайн-конференции «Развитие экономики регионов: протрансформация, глобальные вызовы и перспективы экономического роста»*, 117–127.

Anttonen, J. (2018). Nowcasting the Unemployment Rate in the EU with Seasonal BVAR and Google Search Data. *ETLA Working Papers*, 62. <http://pub.etla.fi/ETLA-Working-Papers-62.pdf>

Askitas, N., & Zimmermann, K. F. (2009). Google econometrics and unemployment forecasting. *Applied Economics Quarterly*, 55(2), 107–120.

Barreira, N., Godinho, P., & Melo, P. (2013). Nowcasting unemployment rate and new car sales in south-western Europe with Google Trends. *NETNOMICS: Economic Research and Electronic Networking*, 14(3), 129–165.

Caperna, G., Colagrossi, M., Geraci, A., & Mazzarella, G. (2020). A Babel of Web-Searches: Googling Unemployment During the Pandemic (preprint). <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3627754>

Chadwick, M. G., & Sengül, G. (2015). Nowcasting the Unemployment Rate in Turkey: Let's Ask Google. *Central Bank Review*, 15(3).

Choi, H., & Varian, H. (2009). Predicting initial claims for unemployment benefits. *Google Inc.*, 1–5.

D'Amuri, F., & Marcucci, J. (2017). The predictive power of Google searches in forecasting US unemployment. *International Journal of Forecasting*, 33(4), 801–816.

Dennis, R. (2007). Fixing the New Keynesian Phillips curve. *FRBSF Economic Letter*.

Doerr, S., & Gambacorta, L. (2020). COVID-19 and regional employment in Europe. *BIS Bulletin*, 16.

Fondeur, Y., & Karamé, F. (2013). Can Google data help predict French youth unemployment? *Economic Modelling*, 30, 117–125.

Giannone, D., Reichlin, L., & Small, D. (2008). Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data. *Journal of Monetary Economics*, 55(4), 665–676.

Hall, R., & Kudlyak, M. (2020). Unemployed with jobs and without jobs. *National Bureau of Economic Research Working Paper*, 27886.

Kong, E., & Prinz, D. (2020). Disentangling policy effects using proxy data: which shutdown policies affected unemployment during the COVID-19 pandemic? *Journal of Public Economics*, 189(1). [doi.org/10.1016/j.jpubeco.2020.104257](https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2020.104257)

Larson, W. D., & Sinclair, T. M. (2021). Nowcasting unemployment insurance claims in the time of COVID-19. *International Journal of Forecasting*. [doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.01.001](https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.01.001)

Lucas, R. E., & Rapping, L. A. (1969). Price expectations and the Phillips curve. *The American Economic Review*, 59(3), 345–350.

Mankiw, N. G., & Reis, R. (2002). Sticky Information versus Sticky Prices: A Proposal to Replace the New Keynesian Phillips Curve. *The Quarterly Journal of Economics*, 117(4), 1295–1328.

McLaren, N., & Shanbhogue, R. (2011). Using internet search data as economic indicators. *Bank of England Quarterly Bulletin*.

Mihaela, S. (2020). Improving unemployment rate forecasts at regional level in Romania using Google Trends. *Technological Forecasting and Social Change*, 155. [doi:10.1016/j.techfore.2020.120026](https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120026)

Pavlicek, J., & Kristoufek, L. (2015). Nowcasting Unemployment Rates with Google Searches: Evidence from the Visegrad Group Countries. *PLOS ONE*, 10(5). [doi:10.1371/journal.pone.0127084](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0127084)

Phillips, A. W. (1958). The Relation between Unemployment and the Rate of Change of Money Wage Rates in the United Kingdom, 1861-1957. *Economica*, 25(100), 283–299.

Pouliakas, K., & Branka, J. (2020). EU jobs at highest risk of COVID-19 social distancing: will the pandemic exacerbate labour market divide? *IZA Discussion paper*, 13281.

Roberts, J. M. (1995). New Keynesian economics and the Phillips curve. *Journal of Money, Credit and Banking*, 27(4), 975–984.

Tuhkuri, J. (2016). ETLAnow: A Model for Forecasting with Big Data — Forecasting Unemployment with Google Searches in Europe. *ETLA Report*, 54. <http://hdl.handle.net/10419/201336>

Varian, H., & Choi, H. (2009). Predicting the Present with Google Trends. *SSRN Electronic Journal*. doi:10.2139/ssrn.1659302

World Bank. (2021). Washington, DC. *Global economic prospects, January*. Retrieved December 20, 2021, from <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1665-9>

World Bank. (2022). Washington, DC. *Global economic prospects, January*. Retrieved March 15, 2022, from <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1758-8>

Yi, D., Ning, S., Chang, S.-J., & Kou, S. C. (2020). Forecasting unemployment using Internet search data via PRISM. *Cornell University*. <https://arxiv.org/abs/2010.09958>

## References

Federal State Statistics Service (2020). Regions of Russia. Socio-economic indicators. Retrieved April 15, 2022, from [https://gks.ru/bgd/regl/b20\\_14p/Main.htm](https://gks.ru/bgd/regl/b20_14p/Main.htm)

Kurovskiy, G. S. (2019). Using textual information to predict in macroeconomics. *Moscow University Economic Bulletin*, 6, 39–57. <https://doi.org/10.38050/01300105201965>

Podvoisky, G. L. (2021). Russian labor market under COVID-19 conditions: analysis, evaluation, prospects. *Economic Sciences*, 8, 67-84, DOI: 10.14451/1.201.67.

Samarukha, V. I., Krasnova, T. G., & Plotnikova, T. N. (2018). Migration movement of the population of Siberian Regions. *Bulletin of Baikal State University*, 8, 56–62, DOI: 10.17150/2500-2759.2018.28(1).56-62

Shcherbakov V. S., Kharlamova M. S., & Gartvich R. E. (2022). Methods and models of nowcasting of economic indicators using search queries. *Materialy mezhhregional'noj nauchnoj onlajn-konferencii «Razvitiye ekonomiki regionov: prostranstvennaya transformaciya, global'nye vyzovy i perspektivy ekonomicheskogo rosta»*, 117–127.

Ulyankin, F. (2020). Forecasting Russian macroeconomic indicators based on information from news and search queries. *Russian journal of money and finance*, 4, 75–97. DOI: 10.31477/rjmf.202004.75