

Санкт-Петербургский государственный университет  
Экономический факультет  
Кафедра информационных систем в экономике

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА  
по направлению 38.03.05 - «Бизнес-информатика»  
МАТЕМАТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ ОЦЕНКИ ЭКОНОМИЧЕСКИХ  
ПОСЛЕДСТВИЙ COVID-19

Студент 4 курса, группы БИ-4

Прокофьев Савва Сергеевич

\_\_\_\_\_ /Прокофьев С.С./

Научный руководитель:

Д-р физ.-мат. наук, проф.

Юрков Александр Васильевич

\_\_\_\_\_ /Юрков А.В./

Рецензент:

Старший менеджер,

Центр стратегического анализа  
производственной конфигурации

ООО «Институт Гипроникель»

Мелешкин Михаил Игоревич

\_\_\_\_\_ /Мелешкин М.И./

Санкт-Петербург

2021

## Оглавление

1. ВВЕДЕНИЕ.....	3
1.1 Постановка и актуальность проблемы.....	3
1.2 Определение целей и задач.....	4
1.3 Структура работы.....	5
2. ОТБОР НАУЧНЫХ ПУБЛИКАЦИЙ.....	6
2.1 Поиск научных публикаций.....	6
2.1 Классификация научных публикаций.....	8
2.3 Оценка релевантности научных публикаций.....	10
3. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР.....	17
3.1 Многослойная искусственная нейронная сеть для прогнозирования ВВП.....	17
3.2 Вероятностный подход к оценке экономических последствий COVID-19.....	19
3.3 Анализ стоимости заболевания COVID-19.....	22
3.4 Метод OLS оценки влияния нефармакологических вмешательств.....	25
3.5 Компарментальная модель PEP выбора оптимальной политики борьбы с COVID-19.....	27
3.6 Метод совокупного превышения для оценки экономического эффекта COVID-19 на сферу розничной торговли Великобритании.....	32
4. ОЦЕНИВАНИЕ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОСЛЕДСТВИЙ COVID-19.....	34
4.1 Выбор метода и его обоснование.....	34
4.2 Формулировка задачи.....	35
4.3 Сбор данных.....	36
4.4 Построение модели и произведения расчетов.....	36
4.5 Интерпретация и обсуждение результатов.....	44
5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	51
ИСТОЧНИКИ.....	52
ПРИЛОЖЕНИЕ.....	55

# 1. ВВЕДЕНИЕ

## 1.1 Постановка и актуальность проблемы

Первый случай заражения COVID-19 был зарегистрирован в декабре 2019 года в Ухане, столице китайской провинции Хубэй. Новому вирусу потребовалось всего несколько месяцев, чтобы 11 марта 2020 года Всемирная Организация Здравоохранения в рамках пресс-брифинга объявила о начале пандемии, вызванной новой коронавирусной инфекцией [1]. В своем вступительном слове Генеральный директор ВОЗ Тедрос Аданом Гебреисус отметил, что “нынешний кризис – не только кризис в сфере здравоохранения, он коснется каждого сектора”.

В попытке снизить масштаб гуманитарного кризиса и нагрузку на систему здравоохранения государства вынуждены были оперативно принимать беспрецедентные меры по ограничению социальных контактов в обществе. Разумеется, подобного рода меры не могли не повлечь за собой серьезные экономические последствия. Например, согласно данным, размещенным на статистическом портале Statista [2], в 2020 году общемировой ВВП упал на 4.36% по сравнению с предыдущим годом, что явным образом указывает на состояние экономического кризиса в этом году.

В связи с активным распространением COVID-19 возникла необходимость в прогнозировании характера протекания пандемии, а именно количества зараженных и умерших. В результате за последний год большое количество научных исследований было посвящено изучению и поиску надежных методов прогнозирования и оценки характера развития пандемии, то есть в большей мере ученые уделяли внимание гуманитарному аспекту пандемии. В частности, особый интерес привлекли такие эпидемиологические модели, как SIR и SEIR. Однако, проблема оценки экономического эффекта пандемии и ограничительных мер, направленных на борьбу с COVID-19, остается малоизученной, несмотря на тот факт, что уже прошел год с начала пандемии. Следует отметить, что, если на текущий момент экономический аспект пандемии не является настолько важным, как ее гуманитарный, тем не менее после окончания пандемии неизбежно возникнет потребность оценить ее экономический ущерб для учета совершенных ошибок. Вместе с этим очевидно, что любая оценка предполагает применение конкретного метода, имеющего собственные особенности.

Тем самым проблема исследования состоит в определении основных инструментально-математических методов, используемых для оценки экономических последствий, вызванных COVID-19.

## 1.2 Определение целей и задач

Цель данного исследования состоит в изучении существующих на текущий момент подходов к оценке экономических последствий новой коронавирусной инфекции. Помимо основной цели представляется разумным проверить один из рассмотренных методов путем оценивания экономических последствий, используя реальные данные.

Для облегчения достижения поставленной цели исследование следует разделить на два следующих этапа:

- Поиск и анализ литературных источников
- Оценивание экономических последствий COVID-19

В рамках второго этапа исследования получение оценки предполагается осуществлять с помощью конкретного метода, выбранного в первом этапе в результате поиска, отбора и анализа научных публикаций. В свою очередь для обеспечения последовательности работы было принято решение в каждом этапе выделить задачи. Полный список задач представлен ниже:

- Поиск и анализ литературных источников
  - Формирование информационной базы для поиска литературных источников
  - Отбор ключевых слов для нахождения подходящего материала
  - Поиск литературных источников для исследования
  - Классификация найденных научных публикаций
  - Оценка релевантности найденных источников методов линейной свертки
  - Отбор научных публикаций для детального обзора и анализа на основе вычисленных оценок релевантности
  - Обзор отобранных литературных источников
- Оценивание экономических последствий COVID-19
  - Выбор метода и формулирование задачи
  - Сбор данных для проведения оценки
  - Построение модели оценивания
  - Интерпретация и обсуждение полученных результатов

### **1.3 Структура работы**

Данная выпускная квалификационная работа состоит из 4 частей. В рамках первой части формулируется проблема, а также определяются цели и задачи. В следующей части осуществляется поиск научных публикаций и их отбор на основе оценок релевантности. Третья часть включает детальный обзор и анализ методов, рассматриваемых в отобранных литературных источниках. В свою очередь в четвертой части производится оценка экономических последствий одним из рассмотренных методов на основе реальных экономических данных. В заключении подводятся итоги исследования и обсуждаются возможные пути его улучшения.

## 2. ОТБОР НАУЧНЫХ ПУБЛИКАЦИЙ

### 2.1 Поиск научных публикаций

Вероятность получения необходимых результатов в процессе поиска определяется многими факторами. Однако, как показывает практика, основными детерминантами качества поиска являются:

- Выбранные поисковые системы и реферативные базы данных
- Набор используемых ключевых слов

Очевидно, что релевантность и объем информационной базы должны удовлетворять базовым условиям поиска. В частности, реферативные базы данных должны содержать соответствующий материал, а для ключевых слов необходимо соблюдение соответствия требованиям поиска.

В соответствии с приведенными выше принципами была сформирована информационная база, состоящая из следующих источников:

- Google Scholar
- E-Library
- Scopus
- Web of Science
- Microsoft Academic

С целью увеличения шансов нахождения подходящих научных публикаций, ключевые слова необходимо было систематизировать в несколько групп согласно целям поиска, а сам поиск осуществлять посредством комбинирования запросов из выделенных слов. В свою очередь результаты поиска должны были удовлетворять следующим условиям:

- Связь с COVID-19
- Экономическое содержание
- Описание используемых математических инструментов оценивания

Таким образом, ключевые слова были разбиты на следующие три группы:

- Слова, указывающие на связь с COVID-19
- Слова, указывающие на экономический характер статьи
- Слова, связанные с математическими методами оценки

После многочисленных проб и ошибок удалось выделить наиболее эффективные поисковые запросы:

- Economic impact COVID-19 model
- Coronavirus economic effect assessment
- Pandemics financial costs estimation

В результате проведения длительного поиска удалось предварительно найти и отобрать 12 научных публикаций. Следует также отметить, что прежде, чем включать научные публикации в исследование, осуществлялась проверка на наличие математических формул и расчетов. В случае их отсутствия научная публикация исключалась из списка. Полный перечень научных публикаций приведен в Таблице 1:

Таблица 1 – Список найденных научных публикаций

<b>Название статьи</b>	<b>Автор(ы)</b>	<b>Журнал</b>
Цифровая модель экономически оптимальных противоэпидемических ограничений [3]	И.Д. Грачев, Д.И. Грачев, С.Н. Ларин, Н.В. Ноакк	Экономика и предпринимательство, 2020
Economic crisis as a consequence COVID-19 virus attack: risk and damage assessment [4]	Oleg S. Sukharev	Quantitative Finance and Economics, 2020
How COVID-19 Pandemics Influences Chinese Economic Sustainability [5]	M.Vasiev, A. Denisov, V.Bocharnikov	Foresight and STI Governance, 2020
Estimates of dynamics of the covid-19 pandemic and of its impact on the economy [6]	L.L. Albu, C.I. Preda, R. Lupu, C.E. Dobrotă	Romanian Journal of Economic Forecasting – XXIII , 2020
Teaching the effect of COVID-19 with a manageable model [7]	S. Charles, T. Dallery, J. Marie	MPRA, 2020
Impact of COVID-19 on GDP of major economies: Application of the artificial neural network forecaster [8]	Pradyot Ranjan Jena, Ritanjali Majhi, Rajesh Kalli, Shunsuke Managi, Babita Majhi	Economic Analysis and Policy, 2021

Макроэкономическая политика в эпоху пандемии: что показывает модель IS-LM? [9]	О. В. Буклемишев, Е. А. Зубова, М. Н. Качан, Г. С. Куровский, О. Н. Лаврентьева	Вопросы экономики, 2021.
Economic burden of COVID-19, China, January–March, 2020: a cost-of-illness study [10]	Huajie Jin, a Haiyin Wang, Xiao Li, Weiwei Zheng, Shanke Ye, e Sheng Zhang, Jiahui Zhoug & Mark Penningtona	Bulletin of the World Health Organization, 2021
Optimal Control Policies to Address the Pandemic Health-Economy Dilemma [11]	Salgotra, R., Seidelmann, T., Fischer, D., Mostaghim, S., & Moshaiov, A.	arXiv, 2021
Short-term trade-off between stringency and economic growth [12]	Jason Lih, Cheng Kok	COVID Economics, 2020
Assessing the consequences of quarantines during a pandemic [13]	Rikard Forslid and Mathias Herzing	COVID Economics, 2020
Estimating the impact of the first COVID-19 lockdown on UK food retailers and the restaurant sector [14]	Luca A. Panzone a, Shaun Larcom, Po-Wen She	Global Food Security, 2021

## 2.1 Классификация научных публикаций

Для упрощения дальнейшего анализа найденных литературных источников разумным шагом являлось осуществление их классификации на основе особенностей подходов к оценке. В данном случае классификация была проведена по трем следующим признакам:

- Связь с эпидемиологической моделью SIR/SEIR

Как упоминалось ранее, эпидемиологические модели SIR/SEIR за время пандемии получили широкое распространение. Следовательно, справедливо полагать, что и многие подходы к оценке экономического эффекта тем или иным образом связаны с ними. Многие подходы основаны на некоторых заимствованиях, но в то же время и имеются те, которые добавляют существенное экономическое расширение к модели.



- Масштаб рассмотрения проблемы

Ввиду глобального охвата COVID-19, большая часть методов предполагают оценку на макроуровне нежели, чем на микроуровне. Однако, достаточно легко найти исследования, в которых рассматриваются затраты как в рамках отраслей экономики, так и на уровне отдельного потребителя. Последний подход активно применяется при построении агентно-ориентированных моделей, учитывающих особенности поведения каждого агента.

- Метод оценки экономических последствий

В данном случае сложно было учесть все математические методы оценки, так как, разумеется, никаких ограничений не существует. Исследователи самостоятельно решают, какие методы и инструменты использовать для оценки, в зависимости от специфики решаемой задачи и контекста исследования. Но все-таки существует набор условно универсальных методов, которым учеными чаще всего отдают предпочтение.

Таким образом, окончательная схема классификация представлена в следующем виде:

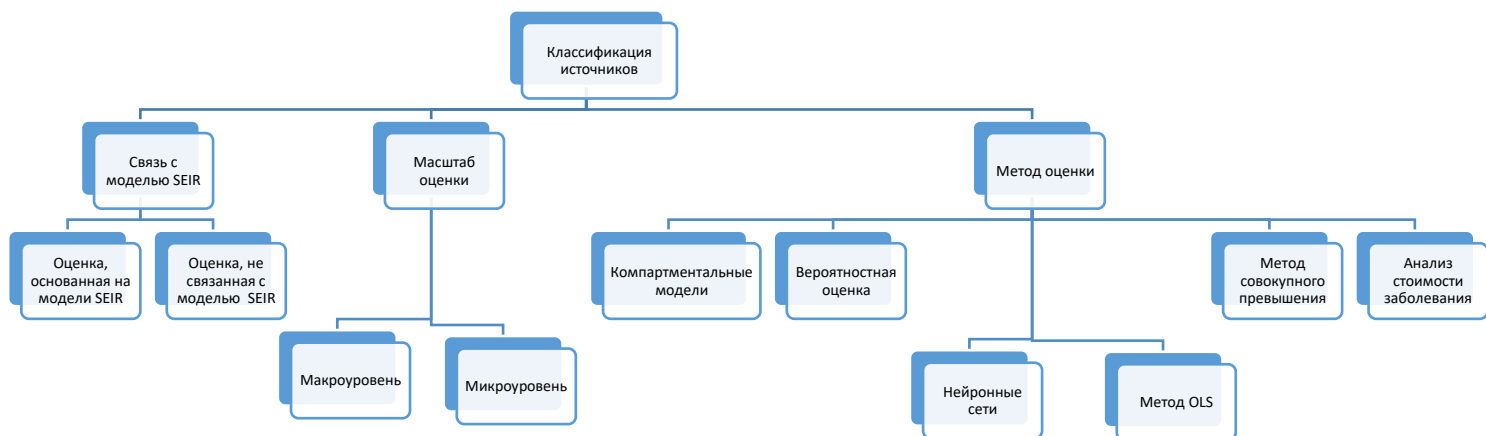


Рисунок 1. Схема классификации найденных научных публикаций

Следует отметить, что данная классификация является достаточно условной и служит инструментом, позволяющим упростить работу с найденными научными источниками. В действительности полная схема классификации выглядела бы гораздо более разветвленно.

### 2.3 Оценка релевантности научных публикаций

С целью осуществления отбора научных публикаций для дальнейшего детального обзора было необходимо произвести оценку их релевантности. Для этого в качестве основного метода оценки был выбран метод линейной свертки критериев [15]. Данный метод был выбран именно по причине его универсальности и простоты интерпретации.

Суть метода состоит в выборе той альтернативы, у которой значение оценки максимальное. В свою очередь функция оценки альтернативы выглядит следующим образом:

$$y_k = \sum_{i=1}^m u_i f_i(x_k), \quad (1)$$

где

$x_k$  – альтернатива,

$k$  – номер оцениваемой альтернативы,

$m$  – количество критериев, по которым производится оценка,

$f_i$  – функция балльной оценки альтернативы  $x_k$  по критерию  $i$ ,

$u_i$  – вес  $i$ -го критерия, принимающий значение от 0 до 1 (сумма всех весов равна 1).

Следует отметить, что в данном случае значение как окончательной оценки, так и оценки критериев измерялись в баллах от 1 до 10. Очевидно, что множество альтернатив  $X$  представляет собой множество, состоящее из 12 найденных научных публикаций.

Для полноты оценки были принято решение разделить критерии на следующие две группы:

- Объективные
- Субъективные

Необходимо упомянуть, что данная терминология носит условный характер и она обозначает различия в источниках получения критериальных оценок. Объективные

критерии были призваны включить в оценку степень влияния исследования на развитие направления в целом. В частности, объективные критерии включали в себя:

- Наибольший  $h - index$  авторов в Google Scholar
- $h$ -index журнала в Scientific Journal Rankings
- $Q_{max}$  - наивысшая квартиль журнала в любой категории:

$$Q_{max} = \max\{ Q_i \}, \text{ где } i \in Q \quad (2)$$

- Общее кол-во цитирований статьи в Google Scholar

Изначальные значения объективных критериев представлены в Таблице 2, находящейся в Приложении. После формирования этой таблицы были сформированы правила перевода естественных значений в балльные для объективных критериев, которые также представлены в виде Таблицы 3 и Таблицы 4 в Приложении. Тем самым после проведения шкалирования значений объективных критериев были получены следующие балльные оценки

Таблица 5 – Балльные оценки объективных критериев

Название статьи	Наибольший $h - index$ авторов в Google Scholar, $u_1$	$h$ -индекс журнала, $u_2$	$Q_{max}$ , $u_3$	Общее кол-во цитирований статьи в Google Scholar, $u_4$
Цифровая модель экономически оптимальных противоэпидемических ограничений [3]	0	0	0	1
Economic crisis as a consequence COVID-19 virus attack: risk and damage assessment [4]	0	0	0	4
How COVID-19 Pandemics Influences Chinese Economic Sustainability [5]	2	2	7	4

Estimates of dynamics of the covid-19 pandemic and of its impact on the economy [6]	5	2	7	2
Teaching the effect of COVID-19 with a manageable model [7]	0	0	0	0
Impact of COVID-19 on GDP of major economies: Application of the artificial neural network forecaster [8]	5	3	10	3
Макроэкономическая политика в эпоху пандемии: что показывает модель IS-LM? [9]	3	0	0	0
Economic burden of COVID-19, China, January–March, 2020: a cost-of-illness study [10]	0	10	10	2
Optimal Control Policies to Address the Pandemic Health-Economy Dilemma [11]	6	0	0	0
Short-term trade-off between stringency and economic growth [12]	0	0	0	1
Assessing the consequences of quarantines during a pandemic [13]	6	0	0	3
Estimating the impact of the first COVID-19 lockdown on UK food retailers and the restaurant sector [14]	0	4	10	0

Следующим этапом вычисление оценки релевантности литературного источника было получение значений субъективных критериев. Основным источником выбора субъективных критериев послужило исследование [16], где приводятся семь свойств,

присущие хорошим математическим моделям. В данном случае были выбраны три следующих свойства с целью упрощения оценки релевантности:

- Доступность анализа и интерпретации
- Точность прогнозирования
- Обобщаемость

После изучения выделенных источников удалось выставить следующие оценки в баллах по выше приведенным субъективным критериям:

*Таблица 6 – Балльные оценки субъективных критериев*

<b>Название статьи</b>	<b>Доступность анализа и интерпретации, <math>u_5</math></b>	<b>Точность прогнозирования, <math>u_6</math></b>	<b>Обобщаемость, <math>u_7</math></b>
Цифровая модель экономически оптимальных противозидемических ограничений [3]	6	3	7
Economic crisis as a consequence COVID-19 virus attack: risk and damage assessment [4]	9	7	10
How COVID-19 Pandemics Influences Chinese Economic Sustainability [5]	5	5	5
Estimates of dynamics of the covid-19 pandemic and of its impact on the economy [6]	7	5	5

Teaching the effect of COVID-19 with a manageable model [7]	5	6	4
Impact of COVID-19 on GDP of major economies: Application of the artificial neural network forecaster [8]	6	8	7
Макроэкономическая политика в эпоху пандемии: что показывает модель IS-LM? [9]	7	4	8
Economic burden of COVID-19, China, January–March, 2020: a cost-of-illness study [10]	10	9	9
Optimal Control Policies to Address the Pandemic Health-Economy Dilemma [11]	9	7	10
Short-term trade-off between stringency and economic growth [12]	9	8	10
Assessing the consequences of quarantines during a pandemic [13]	8	4	9
Estimating the impact of the first COVID-19 lockdown on UK food retailers and the restaurant sector [14]	9	9	9

Далее были выбраны значения весов для критериев оценивания научных источников. Хотелось бы также отметить, что критерии субъективного характера обладают большим приоритетом в рамках данного исследования, чем объективные. Такое решение прежде всего обусловлено необходимостью выбрать модели, которые достаточно надежны и в то же время интуитивно понятны. Иными словами, задача состоит в том, чтобы подобрать модели и методы оценки, сочетающие в себе два свойства: достоверность прогнозируемых результатов и простота интерпретации модели.

Таким образом, вектор весов критериев будет выглядеть следующим образом:

$$V = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \\ u_5 \\ u_6 \\ u_7 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.1 \\ 0.05 \\ 0.05 \\ 0.1 \\ 0.3 \\ 0.2 \\ 0.2 \end{pmatrix} \quad (3)$$

Последний этап в рамках оценивания релевантности статей – это получение окончательных оценок путем линейной свертки. Соответственно, значения оценок приведены ниже на Рисунках 2 и 3:

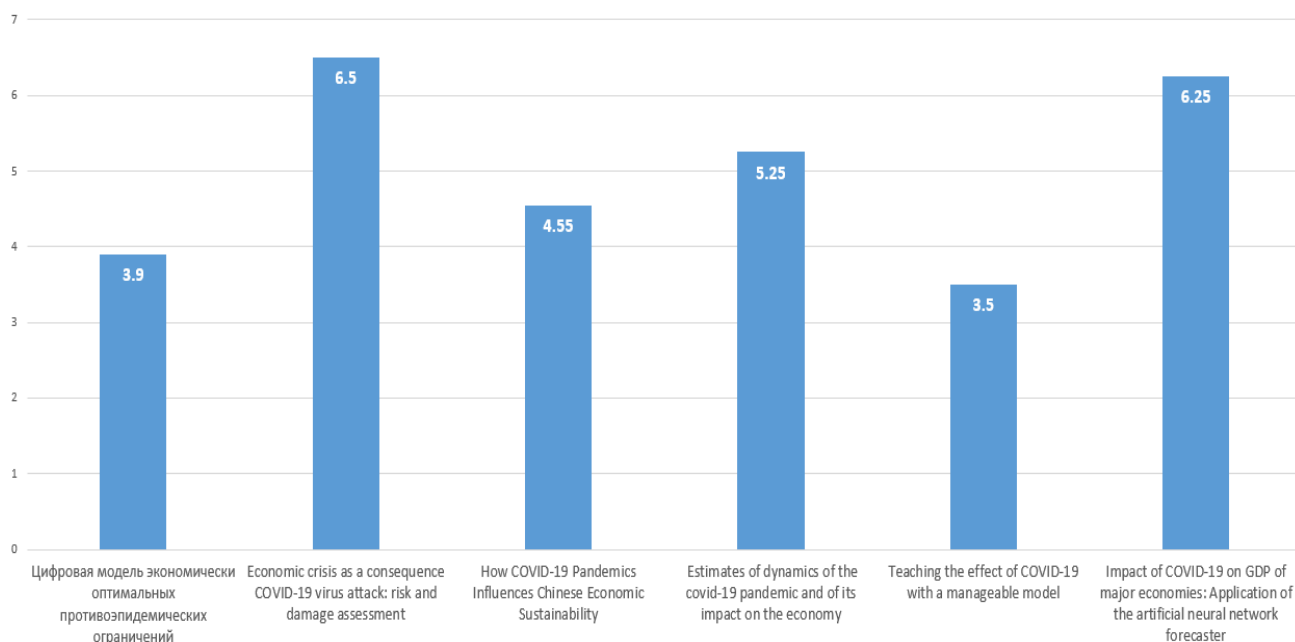
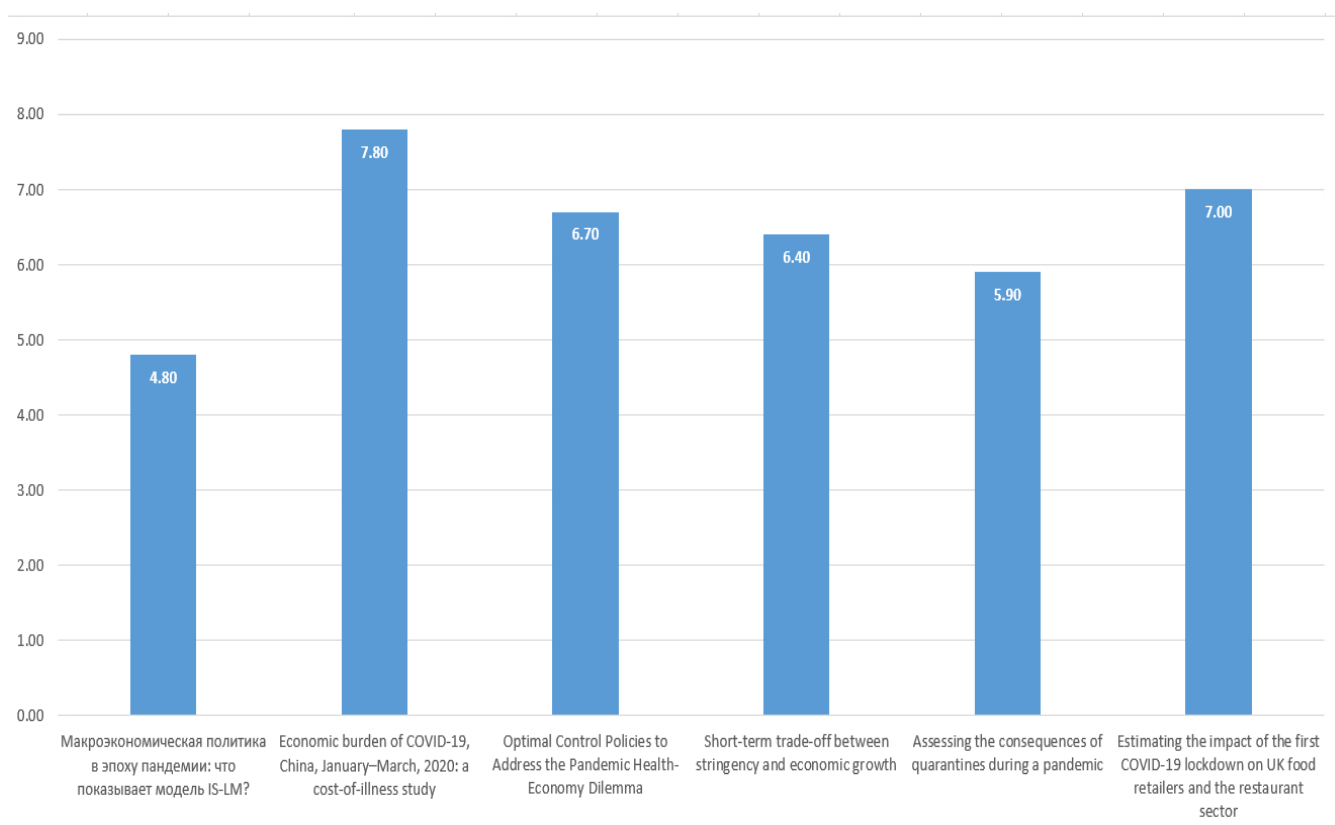


Рисунок 2. Оценка релевантности научных публикаций – часть 1



*Рисунок 3. Оценка релевантности научных публикаций - часть 2*

Как можно видеть на графике, научная публикация [10] обладает наивысшим баллом релевантности. Однако, в данном случае для полноты исследования логично выбрать половину научных публикаций с наибольшими полученными оценками. Тем самым для обзора были выбраны следующие литературные источники:

- Economic burden of COVID-19, China, January–March, 2020: a cost-of-illness study [10]
- Impact of COVID-19 on GDP of major economies: Application of the artificial neural network forecaster [8]
- Economic crisis as a consequence COVID-19 virus attack: risk and damage assessment [2]
- Optimal Control Policies to Address the Pandemic Health-Economy Dilemma [11]
- Short-term trade-off between stringency and economic growth [12]
- Estimating the impact of the first COVID-19 lockdown on UK food retailers and the restaurant sector [14]



### 3. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР

#### 3.1 Многослойная искусственная нейронная сеть для прогнозирования ВВП

Многослойная искусственная нейронная сеть (ИНС) была предложена в качестве метода оценки влияния COVID-19 на значения ВВП восьми стран в работе [8]. Авторы аргументируют этот выбор тем, что на данный момент искусственные нейронные сети позволяют делать более точные прогнозы, чем традиционные линейные модели, и являются более устойчивыми к влиянию случайных факторов.

Построение многослойной искусственной нейронной сети для прогнозирования ВВП осуществлялось в следующем порядке:

- Сбор данных и их нормализация

Каждое значение переводилось в отрезок от 0 до 1 с целью исключить влияние больших различий в значениях входных переменных, способных привести к проблемам в процессе «подгонки» модели

- Выделение признаков

Выделение признаков осуществлялось с помощью скользящего окна размерностью в 3, то есть выделялись в группу значения  $x(n)$ ,  $x(n+1)$ ,  $x(n+2)$  на  $n$ -ом шаге. Входной сигнал состоял из 5 значений и выглядел следующим образом:

$$\{x(n), x(n+1), x(n+2), (x(n+2) - x(n+1))/x(n+2), (x(n+2) - x(n))/x(n+2)\} \quad (4)$$

- Обучение модели

Для того чтобы в полной мере представлять процесс обучения модели, необходимо рассмотреть структуру ИНС, схема которой представлена на Рисунке 4 ниже:

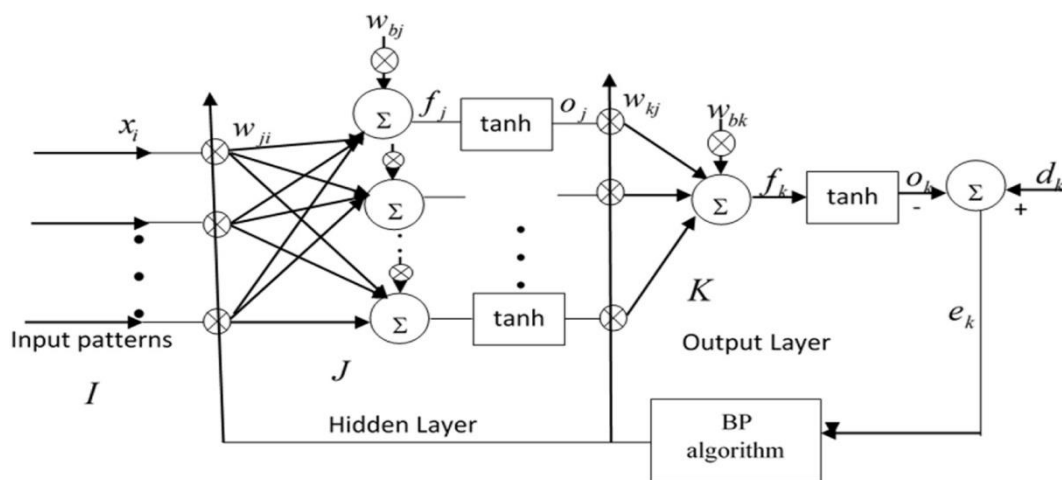


Рисунок 4. Структура ИНС [8]

Согласно схеме ИНС обладает следующими параметрами:

- $I$  – количество входных переменных в одном входном сигнале
- $J$  – количество нейронов в скрытом слое
- $K$  – количество нейронов в выходном слое. В данном случае имеется один нейрон в этом слое.
- $N$  – общее количество входных сигналов

Принцип работы состоит в том, что входной сигнал подается на входной слой, где рассчитываются веса, сумма результатов, и далее значения подаются в функцию активации, после чего значение передается в выходной слой, где и получается выходная переменная  $O_k$ . Следовательно, выходная переменная сравнивается с желаемым значением  $d_k$ , вычисляется ошибка и процесс повторяется до тех пор, пока квадрат ошибки не достиг минимального значения.

- Валидация модели

Далее в модель подавалась тестовая выборка и прогнозные значения оценивались путем вычисления средней абсолютной ошибки в процентах.

В следующем этапе исследования был вычислен прогноз ВВП на второй квартал 2020 года для 8 стран с различных континентов. После этого исходя из полученных данных, был построен годовой прогноз для 2020 года и сравнен с прогнозами, предоставляемыми такими авторитетными финансовыми организациями, как Мировой Банк, Международный Валютный Фонд и Морган Стенли. Значение прогнозов представлены ниже на Рисунке 5:

Comparison of GDP annual growth forecasts by our model and other leading global agencies.				
Country	Our model	IMF	World Bank	Morgan Stanley
United States	-10.53	-8	-7.9	-5.8
Mexico	-8.30	-10.5	-8.7	
France	-6.95	-12.5		
Spain	-10.45	-12.8		
Germany	-4.11	-7.8	-10.1	-9.6
Italy	-9.26	-12.8		
Japan	-9.35	-5.8	-6.8	
India	-10.67	-4.5	-9	-1.7

Рисунок 5. Таблица сравнений годовых прогнозов ВВП 2020 года [8]

Следует помнить, что ошибка прогнозирования построенной ИНС составляет около 2%. Однако, так как прошел уже почти год с момента публикации данной статьи, можно проверить точность прогнозов и сделать определенные выводы о предложенном методе. Если сравнить данные по годовому приросту ВВП, предоставляемыми ОЭСР [17], то в целом предсказания сходятся. Например, прогноз ОЭСР для Франции составил -8.1%, когда

нейронная сеть предсказала падение -6.95%. В свою очередь для Италии расхождение в прогнозе составило всего 0.36%, что достаточно немного. Напротив, для США прогноз оказался крайне неточным, и расхождение составило около 13%.

Несмотря на многочисленные преимущества метода ИНС, не следует и забывать о недостатках. Так, в работе [18] приводятся отрицательные стороны искусственных нейронных сетей, которые необходимо учитывать при их использовании. В частности, к одним из существенных недостатков можно отнести проблему переобучения, состоящую в том, что структура модели может в значительной степени определяться особенностями обучающей выборки. Вдобавок, отрицательной стороной можно считать тот факт, что ИНС предоставляет только результаты. Иными словами, нельзя получить разумное объяснение тому, почему был получен именно определенный результат. Авторы называют такую особенность проблемой «черного ящика».

### **3.2 Вероятностный подход к оценке экономических последствий COVID-19**

В научной работе [4] автором ставится задача разработки метода оценки угроз и рисков для различных отраслей экономики в условиях распространения COVID-19. Подобного рода метод призван обеспечить принятия эффективной антикризисной политики регулирования экономики путем определения наиболее и наименее пострадавших отраслей.

Для определения влияния COVID-19 на экономический кризис выделяются две характеристики:

- Угроза
- Риск

Под угрозой в данном случае понимается потенциальное возможное возникновение потерь в рамках экономики. Иными словами, если угроза остается потенциальной, то говорить о реальных потерях экономики не приходится. Экономика несет убытки в случае реализации угрозы. Следовательно, можно говорить о двух состояниях экономической угрозы: потенциальное и реализованное.

В то же время понятие риска тесно связано с угрозой и определяется как величина ожидаемых экономических потерь в результате реализации угрозы с определенной вероятностью, зависящей от множества внешних факторов и обстоятельств. Формула риска выглядит следующим образом:

$$R = p * Z , \quad (5)$$

где

$R$  – величина риска,

$p$  - вероятность реализации угрозы,

$Z$  – величина ожидаемых экономических потерь в результате реализации угрозы.

Таким образом, значения экономических последствий могут быть рассчитаны при помощи расчета суммарного фактического эффекта реализованной угрозы  $V_r$  и суммарного возможного эффекта потенциальной угрозы  $V_o$ :

$$V_r = \sum_{i=1}^N (W_i - Z_i) \quad (6)$$

$$V_o = \sum_{i=1}^N (W_i - Z_i) p_i, \quad (7)$$

где

$W_i$  – выгоды от реализации  $i$  – ой угрозы,

$Z_i$  – затраты при реализации  $i$  – ой угрозы,

$p_i$  – вероятность реализации  $i$  – ой угрозы.

В статье предлагается оценивать экономические последствия COVID-19 путем сопоставления суммарных фактических и потенциальных эффектов. В соответствии с возможными соотношениями данных показателей автор предложил поделить плоскость на четыре квадранта и разместить в них различные секторы экономики.

Данное разделение представлено на Рисунке 6, приведенном ниже:

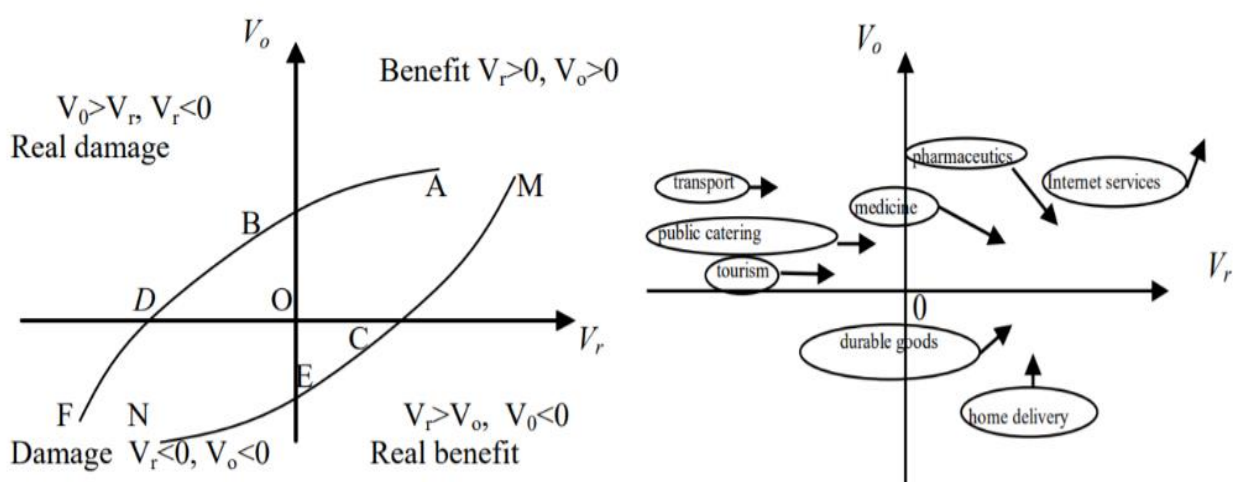


Рисунок 6. Схема разделение на квадранты [3]

Согласно данному графику первый квадрант подразумевает ситуацию, при которой как прогнозируемый эффект, так и фактический больше нуля. То есть можно сказать о благополучном сценарии, при котором в условиях негативного влияния COVID-19 на экономику удалось реализовать возможности непростой ситуации. К этому квадранту относятся такие отрасли, как медицина, фармацевтика и отрасль Интернет-услуг.

Второй квадрант обозначает такое развитие событий, при котором удалось приобрести выгоды, несмотря на отрицательный прогноз. Такой исход рассматривается как наиболее предпочтительный. В сфере доставок на дом не ожидался рост, но в условиях эпидемиологического кризиса этот сектор, напротив, вырос и получил выгоды, поэтому его можно отнести ко второму квадранту.

Случаю, при котором прогнозировались потери и этот прогноз состоялся, соответствует третий квадрант. Разумеется, данный исход нежелателен, но соотношение четвертого квадранта, при котором ожидался рост, но произошло падение представляется наихудшим исходом. К последнему квадранту автор отнес такие наиболее пострадавшие во время пандемии отрасли, как туризм, транспортная отрасль и отрасль общественного питания. В свою очередь стрелки, направленные в первый квадрант, объясняются как необходимость в превращении потенциальных угроз в возможности для развития, что может положительным образом сказаться на экономическом состоянии отрасли.

Несмотря на доступность интерпретации, данный подход к оценке имеет ряд недостатков. В частности, в статье не приводится способ вычисления вероятностей реализации потенциальных угроз, что делает оценку сложно осуществимой. Помимо этого, следует понимать, что выделение угроз можно производить по-разному. Тогда и величина оценки также будет варьироваться в зависимости от подхода к выбору потенциальных угроз.

### 3.3 Анализ стоимости заболевания COVID-19

В публикации [10] предлагается использовать метод анализа стоимости заболевания, предполагающий расчет затрат, необходимых для его лечения. Основная цель исследования состояла в расчете суммарных затрат, потраченных на лечение и диагностику COVID-19 в КНР и в ее регионах с января по март 2020 года. Следует отметить, что авторы для более подробного расчета предложили разделить население на три следующие группы:

- Люди, имевшие контакт с больным COVID-19
- Люди с подозрением на COVID-19
- Люди с подтвердившимся диагнозом COVID-19

В рамках последней группы исследователи также делали расчеты исходя из степени тяжести протекания заболевания. Говоря о самих затратах, они были поделены на два вида следующим образом:

- Прямые медицинские затраты
- Прямые немедицинские затраты

Первый вид затрат включает прежде всего расходы на тестирование, диагностику, покупку препаратов для больных коронавирусом, а также затраты, направленные на строительство временных госпиталей и приобретение дополнительных медицинских предметов и оборудования. Под немедицинскими затратами принято рассматривать в основном стоимость содержания пациентов в карантине. В качестве основного способа расчета прямых медицинских затрат использовался так называемый подход «снизу-вверх», обобщенно выглядящий следующим образом:

$$C = \sum_x p_x i_x, \quad (8)$$

где

$p_x$  – стоимость одного медицинского компонента с учетом вероятности использования,

$i_x$  – количество пациентов, нуждающихся в компоненте,

$x$  – тип медицинского компонента.

В публикации несколько раз упоминается об ограничениях, накладываемых на исследование, ввиду нехватки подробных данных о стоимости определенных медицинских услуг и препаратов. В результате авторами предлагается включать стоимость компонентов для конкретного региона КНР относительно стоимости аналогичного компонента в Шанхае, правительство которого публикуют подробные необходимые данные. Основная суть расчета состоит в том, что шанхайская стоимость компонента умножается на особый вес, имеющий следующую формулу:

$$w_r = \frac{s_r}{s_s}, \quad (9)$$

где

$s_r$  – средняя заработная плата в системе здравоохранения региона  $r$ ,

$s_s$  – средняя заработная плата в системе здравоохранения в Шанхае.

Для подсчета прямых немедицинских затрат авторы выбрали похожий необычный подход, позволяющий в некоторой степени решить проблему нехватки данных. В данном случае учет стоимости карантина основывается на доступной информации расходов на карантинное содержание в Шанхае. Исследователи полагают, что средняя стоимость карантина в день составляет 75 юаней, так как ежедневные расходы на пребывание в карантине одного человека в домашних условиях равны нулю, а в специальных учреждениях данная величина составляет 150 юаней. Следовательно, формула расчета ежедневных карантинных затрат представляется следующим образом:

$$TQC = \sum_r \sum_e 75 w_r d_e n_e, \quad (10)$$

где

$e$  – причина, по которой человек был помещен в карантин (либо имел контакт с инфицированными, либо активно проявляются симптомы вируса),

$r$  – номер региона,

$n_e$  – количество человек, помещенных в карантин по конкретной причине,

$d_e$  – длительность карантина в зависимости от причины помещения.

Помимо медицинских затрат исследователям удалось и рассчитать потери производительности труда, вызванные как непосредственно самим заболеванием, так и карантинными мерами, направленными на снижение масштаба эпидемии. Формула потерь производительности труда для отдельного региона имеет следующий вид:

$$CP_r = i_r f h_r q_r, \quad (11)$$

где

$i_r$  – средняя заработная плата в день в регионе  $r$ ,

$f$  – уровень занятости в регионе,

$h_r$  – среднее количество дней, потерянное в результате введения локдауна,

$q_r$  – численность населения региона.

Приведенная выше формула имеет особый экономический интерес, так как она позволяет косвенным образом оценить стоимость локдаунов и тем самым определить их эффективность с помощью сопоставления с изменением динамики количества инфицированных. Иными словами, эту формулу можно охарактеризовать как формулу расчета стоимости введенных карантинных ограничений.

В конечном итоге исследователям удалось получить достаточно интересные результаты. Например, за рассматриваемый двухмесячный период средняя стоимость лечения больного тяжелой стадии составила около 25 тысяч долларов. Общие прямые медицинские затраты были приблизительно равны 615 миллионам долларов, а суммарные прямые немедицинские расходы превысили отметку в 122 миллионов долларов. Что касается величины потерь производительности труда, то за два месяца она составила целых 382 миллиарда долларов, что в процентном отношении к ВВП КНР в 2019 году равно 2.7%.

Таким образом, можно сказать, что рассмотренный метод представляется достаточно интересным и надежным. Но в то же время следует помнить и о допущениях, включенных в него. Так, из-за отсутствия подробных данных авторы были вынуждены рассчитывать стоимости медицинских компонентов относительно имеющихся данных о Шанхае. Наряду с этим следует отметить и допущение о нулевой стоимости карантина в домашних условиях. Может быть, в данном случае это верно, но часто работники, находящиеся на карантине, могут получать компенсационные платежи от государства или предприятий. Помимо этого, анализ стоимости заболевания требует подробной информации о процессе лечения COVID-19, включая различного рода медицинские услуги,



препараты и оборудование, с целью более точно отражения затрат в конечных расчетах. Такого рода данные не всегда представляется возможным найти.

### **3.4 Метод OLS оценки влияния нефармакологических вмешательств**

Как известно, линейная регрессия является достаточно распространенным способом исследования взаимосвязи между зависимой и независимыми переменными. В процессе изучения проблемы оценки экономических последствий COVID-19 удалось обнаружить, что метод OLS также находит активное применение. Одним из примеров может послужить работа [12], в которой предпринимается попытка выявить влияние на ВВП таких мер нефармакологического вмешательства, как закрытие школ, общественного транспорта, запрет на массовые мероприятия, финансовая помощь и тестирование на COVID-19. Ключевая особенность подхода состояла в разделении стран на развитые и развивающиеся. Формула выбранной линейной регрессии выглядела следующим образом:

$$Y = Z + X + \varepsilon, \quad (12)$$

где

$Y$  – рост ВВП,

$X$  – матрица переменных, характеризующих степень строгости мер  
нефармакологического вмешательства,

$Z$  – матрица контрольных переменных.

В качестве источника сведений о нефармакологических вмешательствах, принимаемых в отдельных странах, был выбран Oxford COVID-19 Government Response Tracker (OxCGRT) [19]. Следует отметить, что особенность подхода к сбору данных о таких мерах состоит в том, что они объединяются в четыре категории в зависимости от их сферы регулирования и каждой из них присваивается значение порядковой переменной от 0 до 10, характеризующей ее степень строгости. Авторы решили включить все 12 доступных переменных из OxCGRT, что объясняется стремлением учесть всевозможные факторы.

В свою очередь контрольные переменные включали рост ВВП в предыдущем 2019 году, количество случаев заражения COVID-19, а также смертельных случаев, приходящихся на один миллион, и размер международной и фискальной помощи в процентном отношении к ВВП. Рассматриваемый период составил первый и второй кварталы 2020 года, следовательно, исследовался именно начальный период пандемии.

Для более детального исследования было построено как линейные регрессии для развитых и развивающихся стран, так и общая линейная регрессионная модель. В конечном итоге результаты получились несколько отличными от ожидаемых. Например, в рамках модели, построенной для всех стран, большая часть коэффициентов при переменных, обозначающих меры нефармакологического вмешательства, оказались статистически незначимыми. Вдобавок переменная финансовой помощи имела отрицательный коэффициент, что, по мнению авторов, объясняется прямой связью между масштабом экономического спада и размерами денежной поддержки, направленной на его снижение. Иными словами, имело место быть эндогенность переменных, что негативно сказывается на качестве оценки методом OLS.

Рассматривая отдельно развитые и развивающиеся страны, в случае первой группы исследователям удалось определить, что каждое новое ужесточение мер по запрету публичных мероприятий обошлось за период двух кварталов в снижении ВВП на 2.87%, а ужесточение ограничений по выходу из дома – в 2.26 %. Но в то же время авторам не удалось найти точную причину, по которой увеличение количества смертельных случаев COVID-19 положительным образом сказывается на ВВП. В целом для линейной регрессии развитых стран из 18 коэффициентов независимых переменных статистически значимыми оказались только 6. Достаточно похожие результаты были получены и в линейной регрессии, построенной для стран с развивающейся экономикой. Однако, следует отметить, что меры по закрытию предприятий в большей степени отразились на ВВП. По мнению авторов, это обусловлено тем фактом, что в развивающихся странах многие работники не в состоянии работать из дома удаленно, так как их работа предполагает личное трудовое участие. Еще одной интересной деталью является детерминант, обозначающий меры, направленные на тестирование COVID-19. В отличие от стран с развитой экономикой, для развивающихся государств коэффициент при данном факторе оказался статистически значимым и составил 1.58, то есть улучшение мер по тестированию на 1 единицу увеличивает ВВП на 1.58 %. Согласно рассуждениям авторов, это может быть вызвано большей чувствительностью таких стран к качеству лечения COVID-19.

В общем случае, справедливо полагать, что метод линейной регрессии позволяет оценить экономические последствия мер нефармакологического вмешательства. Но существует ряд ограничений, которые следует брать во внимание при интерпретации полученных результатов. Например, в рассмотренном исследовании авторы умышленно не стали исключать страны с аномальными показателями. В то же время было выявлено значительная связь между переменными нефармакологического вмешательства, что

указывает на присутствие мультиколлинеарности. Вдобавок авторы также упомянули, что во некоторых их моделях имеется автокорреляция ошибок. Тем самым можно сказать, что для того чтобы получить надежные и точные результаты методом OLS необходимо выполнения ряда условий, накладываемых на данные.

В общем случае, метод OLS достаточно универсален, а полученные коэффициенты при регрессорах могут помочь выявить экономические последствия от принятия тех или иных мер по борьбе с COVID-19, начиная от локдаунов и заканчивая мерами финансовой помощи.

### **3.5 Компарментальная модель PEP выбора оптимальной политики борьбы с COVID-19**

В данной работе уже упоминалось ранее, что такие компарментальные эпидемиологические модели, как SEIR и SIR, начали активно применяться для прогнозирования характера развития пандемии с момента ее начала. Подавляющее большинство из них рассматривают проблему с точки зрения угрозы гуманитарного кризиса. Однако, за последний год появились расширения, учитывающие экономический эффект COVID-19. При отборе научных публикаций рассматривалось несколько исследований, где предлагались подобного рода расширения. В частности, в работе [1] была предложена цифровая комбинаторная модель в качестве расширения модели SIR. Основная суть метода состояла в добавлении в систему дифференциальных уравнений эпидемиологической модели еще одно уравнения, описывающего зависимость изменения ВВП страны или конкретного региона от расходов, потраченных на лечение больных COVID-19 в госпитале, а также от линейной функции прироста ВВП  $\alpha(\beta)$ , где  $\beta$  – это среднее число контактов человека в один день. Такое расширение представляется интересным, но скорее всего недостаточным. Вдобавок наличие линейной связи между ростом ВВП и средним количеством контактов никак не может быть гарантировано.

Аналогично, в публикации [13] предлагается как модификация самой SEIR модели путем учета доли населения, находящейся в карантине, так и экономическое расширение в виде функции подсчета потерь выпуска продукции в результате распространение COVID-19. Однако, уравнения для подсчета выпуска в данной модели носит условный характер по той причине, что оно основывается на допущении о максимальном значении дневного выпуска продукции одного индивида, равном единице, и его зависимости от параметров влияния COVID-19 и карантинных мер на производительность как инфицированных индивидов, так и помещенных в карантин.

В качестве альтернативы следует рассмотреть Pandemic Economic Policy (PEP) модель, предложенную в работе [11]. Данная модель характеризуется учетом большого количества факторов развития пандемии и ее влияния на экономику. В частности, в модели учитываются такие особенности развития пандемии, как помещение людей в карантин, потеря иммунитета переболевшими, а также развитие болезни в течение карантина. Полная схема расширения модели SEIR представлена на Рисунке 7:

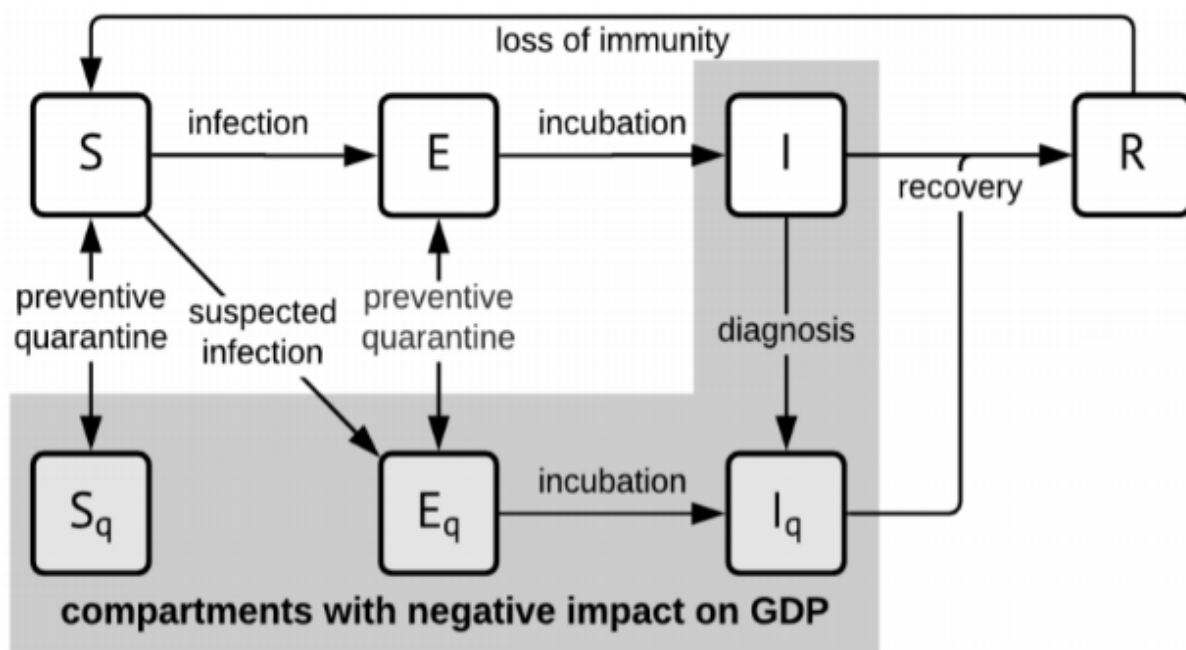


Рисунок 7. Расширение SEIR модели [11]

Любой здоровый индивид может быть помещен в карантин в качестве меры предосторожности, если он имел контакт с носителем вируса и не заразился, при этом этот случай удалось выявить. Если же здоровый человек, имевший контакт с инфицированным, заразился и это также удалось выявить, то его также помещают в карантин. Однако, если контакт не удалось зарегистрировать, то он переходит в число людей с заболеванием в инкубационной стадии. Согласно приведенной выше схеме, на любой стадии протекания болезни индивид может быть помещен в карантин, а также выведен из него.

Особое внимание следует на обратить на уравнение, учитывающее изменение ВВП в зависимости от сценария развития пандемии, которое задается следующим образом:

$$GDP' = b_g - p_i (p_{qi} S_q + e_{qi} E_q + i_i I + i_{qi} I_q), \quad (13)$$

где

$b_g$  – показатель роста ВВП в процентах в начале пандемии,

$p_i$  – коэффициент влияние пандемии на ВВП,

$S_q, E_q, I, I_q$  – доля индивидов, помещенных в карантин на различной стадии заболевания, а также доля инфицированных индивидов,

$p_{qi}, e_{qi}, l_i, l_{qi}$  – коэффициенты, определяющие влияния доли находящихся в карантине, а также инфицированных индивидов.

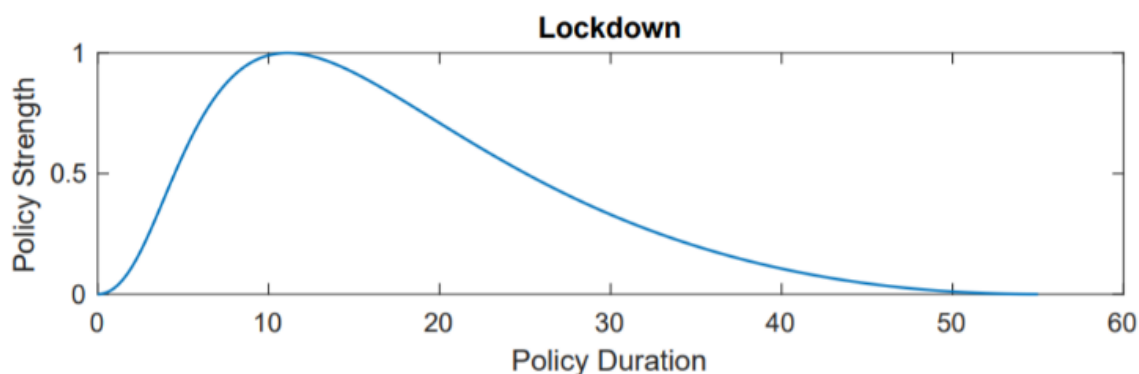
Следует обратить внимание на в некоторой степени ограниченность данного уравнения, так как учитывается исключительно влияние пандемии на ВВП. Такого рода учет изменения ВВП подходит для оценки кратковременного эффекта, но период эксперимента в рамках исследования составляет 365 условных дней, что указывает на условность потенциальной оценки экономических последствий COVID-19.

Авторам также удалось учесть влияние таких предпринимаемых государством мер, как введение локдауна и ограничений на социальные контакты. При этом подход, использованный для этого, отличается оригинальностью. Его суть состоит в представлении эффекта от принятия мер в виде кривых Безье. К основным параметрам, определяющие степень влияние конкретной меры и ее длительность, относятся:

- Amplitude – параметр, определяющий значение эффекта меры
- Buildup – количество дней, необходимых для достижение наибольшего эффекта от принимаемой меры
- Peak – количество дней, в течение которых мера приносит наибольший эффект
- Fade – период снижение эффекта от введенной мера до нулевой отметки

В свою очередь длительность действия ограничительной меры рассчитывается как сумма параметров buildup, peak и fade. Данный подход основывается на допущении, что в определенный момент времени конкретная ограничительная мера влияет на один единственный параметр модели. Так, в рамках PEP модели предполагается, что локдаун оказывает эффект на параметр  $p_{qr}$  (интенсивность помещения индивидов в карантин) и влияние при этом носит аддитивный характер, то есть вычисляется в определенный момент времени значения построенной кривой Безье и оно прибавляется к конкретному параметру. Необходимо также отметить, что кривая Безье для каждой ограничительной меры строится по 6 контрольным точкам, координаты которых включают значения ее параметров, описанных выше. Преимущество данного подхода состоит в том, что влияние тех или иных методов борьбы с распространением COVID-19 описывается в большей степени графическим образом, несмотря на тот факт, что кривая Безье имеет явную формулу. В

качестве примера на Рисунке 8 приведена кривая Безье, демонстрирующая эффект от локдауна:



*Рисунок 8. Графическое представление эффекта локдауна [11]*

Помимо кривых Безье данный метод предполагает нахождение оптимальных моментов времени введения локдауна и ограничений на социальные контакты для минимизации нагрузки на систему здравоохранения и в то же время минимизацию падения ВВП. Причем поиск множества Парето оптимальных решений осуществляется при помощи нескольких генетических алгоритмов. В результате авторам удалось получить три оптимальных стратегии, которые в некоторой степени позволяют дать оценку экономическим последствиям COVID-19. При стратегии, направленной прежде всего на снижение нагрузки на систему здравоохранения, введение локдауна предполагается на 8-ой день пандемии, а ограничение на социальные контакты несколько позже – на 60-ый день, при этом максимальный процент зараженного населения в один день составляет 26%, а максимальное падение ВВП – целых 58%. То есть раннее ведение локдауна приводит к существенным экономическим последствиям. Напротив, экономически оптимальная стратегия предполагает введение ограничений на социальные контакты с самого начала пандемии, а начало локдауна – на 100-ый день. При этом такая стратегия неизбежно приведет к увеличению пика пандемии до 42% одновременно зараженных за счет полного отсутствия экономического спада. Наконец, третья стратегия, подразумевающая некий компромисс между экономическими потерями и величиной пика пандемии, состоит в введении мер социальной дистанции с самого начала, а локдаун – спустя 15 дней.

Максимальное доля инфицированных составит 33%, а снижение ВВП – 44%. Полная динамика такой стратегии представлена на Рисунке 9.

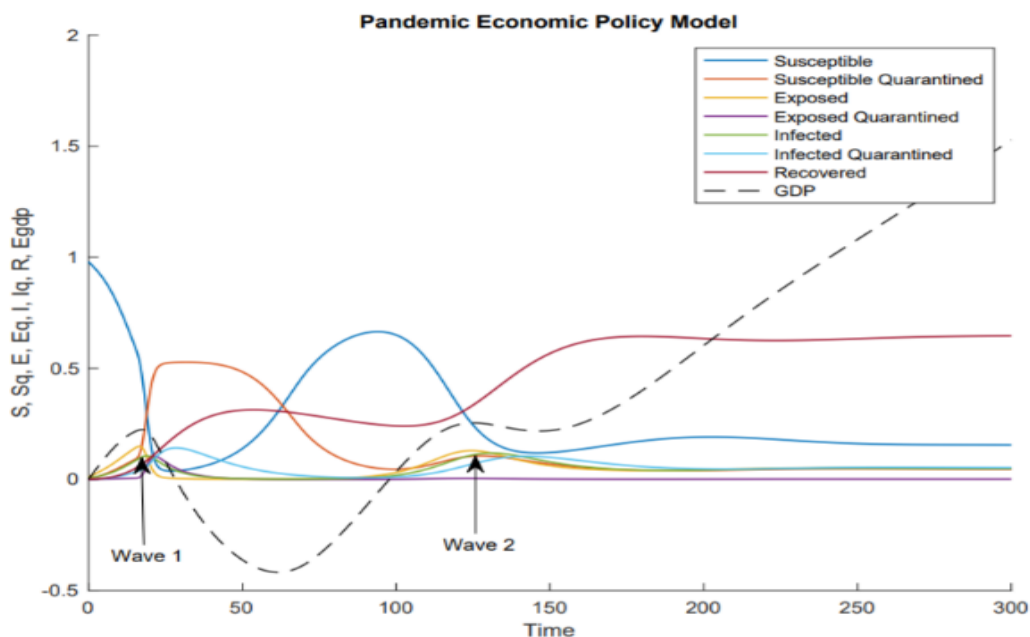


Рисунок 9. Результаты компромиссной оптимальной стратегии [11]

Необходимо отметить, что оценка экономических последствий COVID-19 в рамках PEP модели носит весьма условный характер. Как упоминалось ранее, уравнения для ВВП учитывают только влияние пандемии. В результате, если обратить внимание на динамику ВВП на Рисунке 9, то можно увидеть, что после 150-го дня ВВП начинает линейно расти и достигает к концу пандемии отметки в 150%, что, разумеется, в действительности невозможно, как и его падения на 44%. Это обусловлено выбором вида зависимости ВВП от других факторов, что затрудняет получение точной оценки экономических последствий. Однако, нельзя не отметить использование кривых Безье и поиск оптимального времени принятия ограничительных мер с помощью генетических алгоритмов. Еще одно достоинство заключается в то, что структура данной модели достаточно интуитивно проста, но в то же время исследователям удалось обеспечить ее достаточно всеобъемлющий характер. В общем случае, преимущество рассматриваемой модели состоит в том, что она решает одновременно две задачи: прогноз развития пандемии и оценка ее экономического эффекта.

### 3.6 Метод совокупного превышения для оценки экономического эффекта COVID-19 на сферу розничной торговли Великобритании

Метод оценки, предложенный в работе [14], очень похож на способ расчета количества избыточных смертей в статистике. Он отличается простотой и не требует подробных данных о характере протекания пандемии для получения приблизительных оценок. В рассматриваемом исследовании метод совокупного превышения использовался прежде всего для оценки влияния локдауна на продажи отрасли розничной продуктовой торговли и ресторанного бизнеса в Великобритании в течение 2020 года. Общая идея метода представляется следующей формулой:

$$S_t(C = 1) - S_t(C = 0), \quad (14)$$

где

$S_t$  – величина продаж в момент времени  $t$ ,

$C$  – индикаторная переменная, обозначающая наличие эффекта COVID – 19.

В зависимости от подхода к приблизительной оценке продаж за 2020 год в условиях без COVID-19 предлагается два способа расчетов:

- Наивное сравнение

$$S_t(2020) - \bar{S}_t(2015 - 2019), \quad (15)$$

где

$S_t(2020)$  – фактические продажи 2020 года в момент времени  $t$ ,

$\bar{S}_t(2015 - 2019)$  – величина средних продаж в период с 2015 по 2019 годы в момент времени  $t$ .

- Прогнозирование временных рядов

$$S_t(2020) - \hat{S}_t(2010 - 2019), \quad (16)$$

где

$\hat{S}_t(2010 - 2019)$  – прогноз модели на момент времени  $t$ , построенной на данных периода 2010 – 2019 годов.

В качестве модели прогнозирования исследователи использовали модель SARIMA, то есть сезонную интегрированную модель авторегрессии, применяющейся для анализа временных рядов. В данном случае выбор обусловлен тем, что продуктовые продажи подвержены сезонным колебаниям, влияние которых следует учесть. Для определения оптимальных параметров моделей использовались информационные критерии Байеса и Акаике.



После построения моделей SARIMA авторам удалось получить конкретные оценки экономического эффекта локдауна на различные сферы розничной торговли. Так, для сферы продуктовой розничной торговли суммарная разница реальных значений продаж от предсказанных моделью SARIMA составила 4 миллиарда фунтов как для реальных супермаркетов и продуктов, так и для онлайн-доставок еды. Иными словами, данным двум отраслям удалось увеличить доходы за время локдауна. В свою очередь для сферы непродуктовой розничной торговли суммарные потери составили около 20 миллиардов фунтов. В то же время наиболее пострадавшей отраслью оказалась сфера ресторанного бизнеса. Рестораны и кафе в Великобритании заработали за год на 25 миллиардов фунтов меньше, чем ожидалось. Результаты наивного сравнения, то есть сравнения со средними значениями по месяцам прошлых лет, превосходят по величине оценки, полученные предыдущим методом, что обусловлено включением влияния других факторов помимо COVID-19.

Подводя итог, следует признать, что рассмотренный метод является достаточно простым способом оценки экономических последствий, вызванных коронавирусом. Для того, чтобы получить оценки данным способом, не требуется большого количества дополнительных данных, а также их обработки. Точность прогноза в большей степени зависит от выбора подходящей модели прогноза для сравнений с фактическими значениями. Разумеется, метод совокупного превышения вряд ли подойдет для оценки долгосрочных последствий. Однако, если необходимо оценить кратковременные эффекты COVID-19 на отдельные экономические индикаторы, то метод совокупного превышения представляется достойным кандидатом.

## 4. ОЦЕНИВАНИЕ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОСЛЕДСТВИЙ COVID-19

### 4.1 Выбор метода и его обоснование

Очевидно, что выбор метода во многом зависит от специфики решаемой задачи. Однако, в рамках данного исследования было принято решение несколько изменить принцип построения работы, а именно сначала выбрать метод, а после этого применить его на практике. Такой подход обусловлен главной целью исследования, состоящей в изучении методов оценки экономических последствий. В этом случае выбор метода осуществлялся в зависимости от его доступности анализа и интерпретации, а также точности прогнозирования. Иными словами, метод должен был быть достаточно простым, но в то же время надежным.

Следует отметить, что при оценке релевантности научных публикаций рассматривались субъективные критерии, которые как раз и включали вышеупомянутые характеристики, в частности доступность анализа и интерпретации, а также точность прогнозирования. Согласно выставленным оценкам наивысший балл по данным критериям получили методы анализа стоимости заболевания [10] и совокупного превышения [14]. В данном случае использование нейронной сети, действительно, могло бы привести к достаточно точным результатам, но вместе с этим метод ИНС достаточно сложный в интерпретации подход, что существенно ограничивает его применение в рамках исследования. Рассматривая компартментальные модели, следует помнить, что несмотря на их простоту интерпретации, все-таки прогнозные возможности существенно ограничены по сравнению с выбранными методами. Как было отмечено в случае РЕР модели, функция ВВП категорически не соответствовала реальным значениям этого индикатора. Что касается вероятностного подхода, то его основная идея в целом похожа на ту, которая заложена в методе совокупного превышения. Однако, остается неясным, как именно оценивать вероятности реализации экономической угрозы. В свою очередь применение метода OLS не представлялось разумным, так как он требует учета большого количества факторов для получения приемлемых результатов.

## 4.2 Формулировка задачи

Так как в работах [10] и [14] авторы оценивают экономический эффект пандемии для собственных стран, Великобритании и Китая, в рамках исследования было справедливо дать оценку масштаба экономических последствий для России за 2020 год. Для полноты эксперимента оценивание производилось на трех следующих уровнях экономики РФ:

- Высший уровень – уровень всей экономики РФ
- Отраслевой уровень
- Подотраслевой уровень

На уровне всей экономики РФ особый интерес представляла величина потерь производительности труда в результате введения локдауна в начале весны 2020 года [20], продлившегося два месяца. В этом случае для расчетов необходимо было использовать формулу (11). Иными словами, первая подзадача состояла в оценке стоимости прошлогоднего локдауна в РФ.

В рамках второй подзадачи производилась оценка экономических последствий для отдельных отраслей экономики РФ. Так как российская экономика включает в себя достаточно большое количество отраслей, то было принято решение рассматривать только три заранее выбранных ее секторов в зависимости от масштаба потерь. В частности, для исследования были выбраны такие отрасли, как отрасль общественного питания и гостиничного бизнеса, сфера спорта, досуга и развлечений, а также финансовый сектор.

В свою очередь третья подзадача состояла в оценке экономических потерь за 2020 год двух видов розничной торговли: продовольственной и непродовольственной. Такой выбор прежде всего был обусловлен желанием сравнить масштаб потери российского ритейла с ритейлом Великобритании, значения для которого приведены в работе [14]. Необходимо отметить, что разумным было бы и сравнить онлайн-продажи российского и британского ритейлов. Однако, пришлось отказаться от включения этой части розничной торговли в

исследование по той причине, что в случае РФ на данный момент такого рода данные были доступны только за 2020 год, что не позволило бы построить адекватную и надежную модель для прогнозирования.

### **4.3 Сбор данных**

Для всех трех подзадач основным источников данных послужил веб-сайт Федеральной службы государственной статистики. В частности, для первой подзадачи потребовались такие данные, как численность занятых по субъектам РФ [21], также величина номинальной средней заработной платы в субъектах РФ [22].

Для решения второй подзадачи использовались квартальные данные о ВВП по ОКВЭД 2 с 2011 года в постоянных ценах 2016 года с исключением сезонного фактора [23]. Выбор значений показателя в постоянных ценах прежде всего обусловлен необходимостью в исключении влияния инфляции, что серьезным образом может исказить величину оценки, заметно ее завысив.

Наряду с приведенными данными для успешного выполнения третьей подзадачи также использовались сведения о месячном обороте торговле как продовольственных, так и непродовольственных товаров с 2010 по 2020 годы [24]. Следует отметить, что также нужно было исключить фактор инфляции. Для этого значения оборота делились на ИПЦ за соответствующий период [25]. В качестве базового периода был выбран 2015 год по аналогии с исследованием [14].

### **4.4 Построение модели и произведения расчетов**

#### *1) Первая подзадача*

Для решения первой подзадачи сперва нужно было определить длительность локдауна. Такой источник данных о тех или иных ограничительных мерах, принимаемых для борьбы с COVID-19, как OхGRT [19], уже упоминался ранее. Один из показателей, отслеживаемым OхGRT, является порядковая переменная Stay-At-Home Requirements, принимающая значения от 0 до 3. Она прежде всего отражает степень жесткости введенного локдауна. Нулевое значение означает отсутствие карантина, а значение 3 – полный запрет на выход из дома. Тем самым длительность локдауна в РФ можно рассматривать как количество дней, на протяжении которых данная переменная была равна 3. График изменения значений Stay-At-Home Requirements в 2020 году для РФ приведен ниже на Рисунке 10:

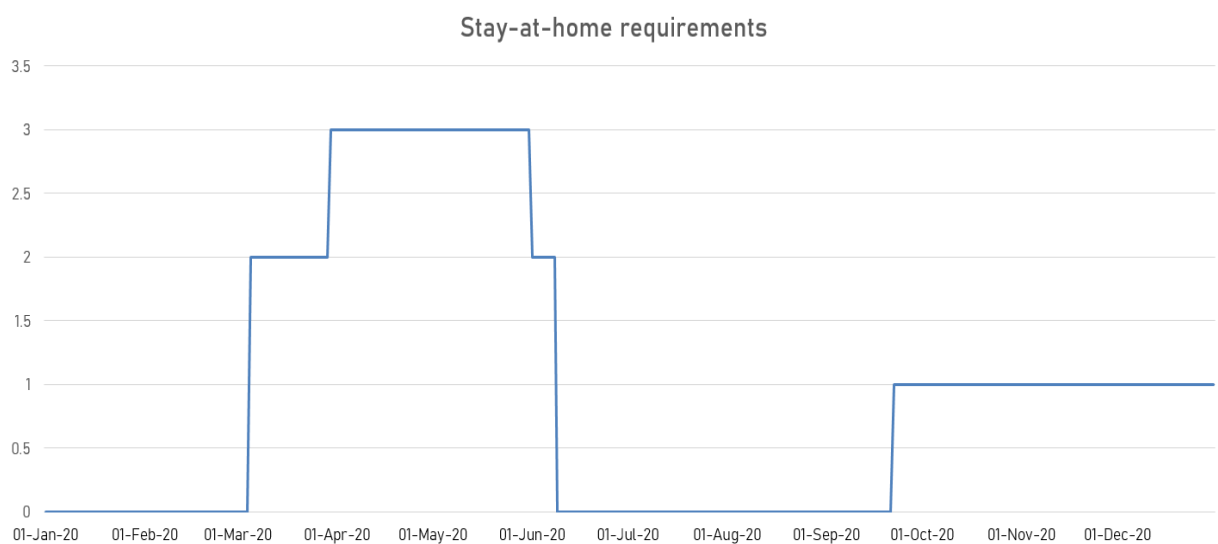


Рисунок 10. Динамика изменения Stay-At-Home Requirements в РФ в 2020 году

Таким образом, можно видеть, что длительность локдауна в РФ составила приблизительно два месяца. Если исключить праздничные и выходные дни из этого периода, то получим, что длительность составляла около 36 дней, если брать длину рабочей недели за 5 дней.

Вдобавок для расчета потерь производительности труда использовался несколько другой способ, отличный от формулы (11). Используемая формула может быть представлена в следующем виде:

$$\text{Adjusted } CP_r = i_r e_r h_r (1 - l_r), \quad (17)$$

где

$i_r$  – средняя зарплата в день в регионе  $r$ ,

$e_r$  – количество занятых в регионе,

$h_r$  – среднее количество дней, потерянных в результате введения локдауна,

$l_r$  – доля занятых, работавших во время локдауна.

Показатель  $(1 - l_r)$  обозначает долю занятых, которые не работали во время локдауна. Если следовать логике формулы (11), то исследователи в этом случае основывают расчеты на допущении о том, что все занятые в регионах не работают во время локдауна. Однако, в случае РФ определенная доля экономики функционировала во время жестких карантинных ограничений, поэтому пренебрегать этими цифрами было бы не совсем

корректно. В рамках данного исследования допускается, что  $l_r$  составляла 20% для всех регионов и  $h_r$  было равно 36 дням вне зависимости от субъекта РФ.

Вычисления производились в программном продукте MS Excel. Сперва производилось вычисление потерь производительности регионов, а позже все эти значения были просуммированы. Следует также отметить, что данные были взяты за первый квартал 2020 года, то есть перед началом пандемии.

## 2) Вторая подзадача

Для того чтобы оценить  $S_t(C = 0)$  в 2020 году для отдельных отраслей экономики, то есть возможные значения ВВП в 2020 году в условиях без COVID-19, было необходимо построить модели прогнозирования. В отличие от исследования [14], в рамках данной подзадачи можно ограничиться стандартной моделью анализа рядов ARIMA без сезонных компонентов, так как в данном случае на уровне поквартальных данных сезонность была исключена.

Формула ARIMA (p, d, q) в явном виде может быть представлена следующим образом:

$$y_t^* = \Delta^d y_t = y_t - y_{t-d}, \quad (18.1)$$

$$y_t^* = \mu + \underbrace{\sum_{i=1}^p \varphi_i y_{t-i}^*}_{AR} + \underbrace{\sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}}_{MA} + \varepsilon_t, \quad (18.2)$$

где

AR - часть модели, представляющая линейную комбинацию из предыдущих  $p$  значений  $y_{t-i}^*$  переменной  $y$ ,

MA – часть модели, являющейся линейной комбинацией  $q$  предыдущих ошибок  $\varepsilon_{t-j}$  предсказаний ,

$\Delta^d$  – оператор разности временного ряда,

$\varphi_i, \theta_j, \mu$  – параметры модели.

Основная задача состояла в подборе подходящих значений (p, d, q) модели ARIMA. В частности, для одной из отраслей использовался алгоритм Бокса-Дженкинса [26], основные шаги которого могут быть представлены в следующем виде:

- Определение модели

На данном этапе сперва необходимо проверить ряд на стационарность. Основное условие применимости модели ARIMA состоит в стационарности ряда, то есть независимости среднего значения и среднеквадратичного отклонения от

момента времени. Иными словами, это означает, что в рассматриваемом ряде не должны присутствовать ни тренд, ни сезонность. В обратном случае необходимо дифференцировать ряд, то есть применять оператор  $\Delta^d$  с определённым порядком интегрированности  $d$ . В свою очередь в этом исследовании для определения стационарности временного ряда применялся расширенный тест Дики-Фуллера, нулевая гипотеза которого состоит в нестационарности ряда. То есть для того, чтобы можно было бы перейти к следующему шагу алгоритма, необходимо отвержение нулевой гипотезы на фиксированном уровне значимости.

Как только порядок интегрированности определен, необходимо найти нужные значения  $p$  и  $q$ . Их подбор происходит на основе анализа значений оценочной автокорреляционной и частично автокорреляционной функций

- Оценка параметров модели

В данном случае высчитываются параметры модели на основе таких алгоритмов, как MLE или нелинейный метод наименьших квадратов. Для этого в рамках текущего исследования для построения использовался объект SARIMAX библиотеки statsmodels, написанной на языке Python [27]. Согласно документации, в основе метода fit этого объекта лежит алгоритм BFGS с ограниченной памятью [28].

- Проверка корректности модели

На этом шаге предполагается проверка остатков. В частности, остатки должны быть независимы и нормально распределены. Для их проверки на отсутствие автокорреляции и нормальность распределения обычно используются Q-тест Льюнга-Бокса и тест Харке-Бера.

В качестве демонстрации выполнения пошагового построения модели ARIMA следует рассмотреть отрасль общественного питания и гостиничного бизнеса. Однако, в начале необходимо упомянуть, что все этапы построения модели производились в приложении JupyterLab, среда разработки для языка Python. Наряду с этим использовались такие библиотеки, как pandas [29], numpy [30], statsmodels [27] и matplotlib [31].

Для построения модели сперва необходимо было построить динамику ВВП для рассматриваемой отрасли в период с 2011 по 2019 годы. Она представлена на Рисунке 11, приведенном ниже. На полученном графике можно видеть, что временной ряд не имеет явного тренда, так как рост дважды чередовался с падением.

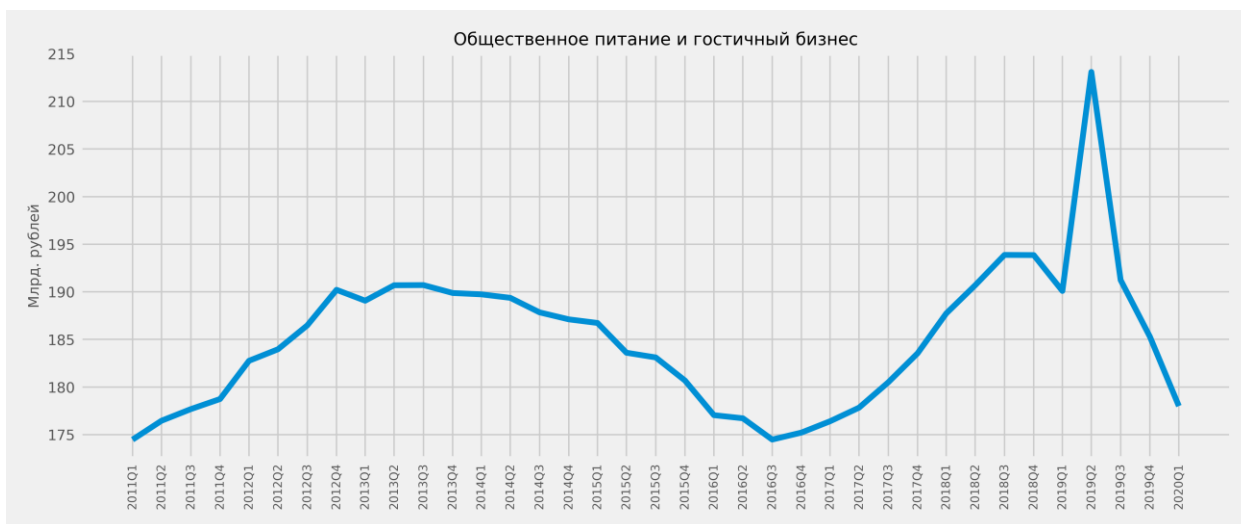


Рисунок 11. Временной ряд ВВП отрасли общественного питания и гостиничного бизнеса, 2011-2019 гг.

С целью определения порядка интегрированности  $d$  был проведен расширенный тест Дики-Фуллера. Результаты теста Дики-Фуллера приведены внизу на Рисунке 12. Заметим, что  $p$ -value оказалось меньше уровня значимости, равного 0.05. Значит, нулевая гипотеза о нестационарности ряда была отвергнута и можно говорить о том, что временной ряд условно стационарен. Следовательно, порядок интегрированности для текущей модели ARIMA равен нулю.

-----Augmented Dickey-Fuller test-----  
 Test Statistic:-3.325184868897177       $p$ -value: 0.013789564284914317

Рисунок 12. Результат теста Дики-Фуллера

Далее необходимо было выбрать подходящие количества лагов переменной и лагов ошибок, то есть  $p$  и  $q$ . Как упоминалось ранее, чаще всего для этой задачи строятся графики автокорреляционный (ACF) и частичной автокорреляционный функций (PACF). В частности, значение  $p$  равно последнему лагу, начиная с которого оставшиеся лаги обладают значением PACF, меньшим уровня значимости. Количество лагов ошибок, которые необходимо включить в модель, равно последнему лагу, начиная с которого все остальные лаги экспоненциально уменьшаются относительно значение ACF. Если обратим внимание на приведенные ниже Рисунки 13 и 14, то легко заметить, что значения PACF ниже уровня значимости, выделенного голубым прямоугольником, достигаются после первого лага. Следовательно, разумно присвоить параметру  $p$  значение 1. В случае  $q$  можно видеть, что значение функции начинают стремительно сокращаться, начиная со второго лага. Однако, в этом случае можно взять и  $q$ , равное 1.



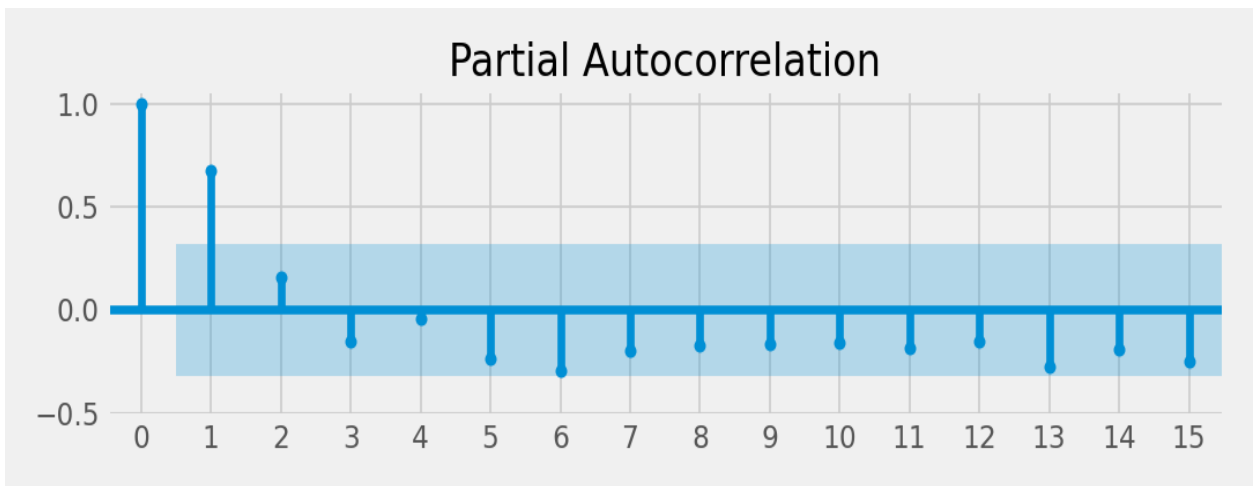


Рисунок 13. График PACF

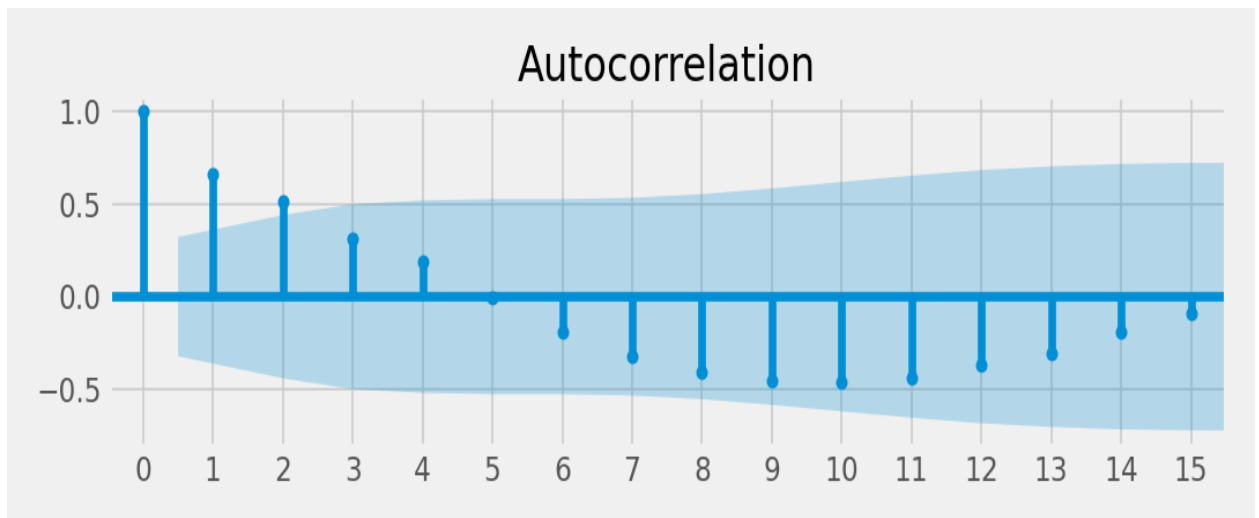


Рисунок 14. График ACF

Таким образом, в результате проведенного анализа была выбрана модель  $ARMA(1,1)$ . Далее, необходимо было вычислить коэффициенты для AR и MA частей. Для этого был использован объект `SARIMAX`, упомянутый ранее. Параметры модели представлены ниже на Рисунке 15. Стоит отметить, что коэффициенты в полученной модели статистически значимы.

Dep. Variable:		gdp		No. Observations:		37	
Model:		SARIMAX(1, 0, 1)		Log Likelihood		-120.459	
Date:		Tue, 04 May 2021		AIC		246.918	
Time:		22:49:56		BIC		251.751	
Sample:		03-31-2011		HQIC		248.622	
		- 03-31-2020					
Covariance Type:		opg					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]	
ar.L1	0.9997	0.004	242.020	0.000	0.992	1.008	
ma.L1	-0.2295	0.101	-2.276	0.023	-0.427	-0.032	
sigma2	32.6606	4.816	6.782	0.000	23.222	42.099	
Ljung-Box (L1) (Q):		0.04		Jarque-Bera (JB):		50.62	
Prob(Q):		0.84		Prob(JB):		0.00	
Heteroskedasticity (H):		10.73		Skew:		0.54	
Prob(H) (two-sided):		0.00		Kurtosis:		8.63	

Рисунок 15. Параметры  $ARMA(1,1)$

На последнем шаге алгоритма Бокса-Дженкинса нужно было провести анализ остатков. В частности, на Рисунке 15 приведены результаты тестов Q-тест Льюнга-Бокса и тест Харке-Бера. В случае Q-теста p-value составляло 0.84, что существенно выше 0.05. Тем самым нулевая гипотеза об отсутствии автокорреляции остатков не отвергается. Однако, p-value в тесте Жарке-Бера меньше уровня значимости, следовательно, скорее всего, остатки распределены не по нормальному закону. Чтобы получить полное представление об остатках, необходимо было представить их графически. Графические представления остатков приведены на Рисунке 16 ниже:

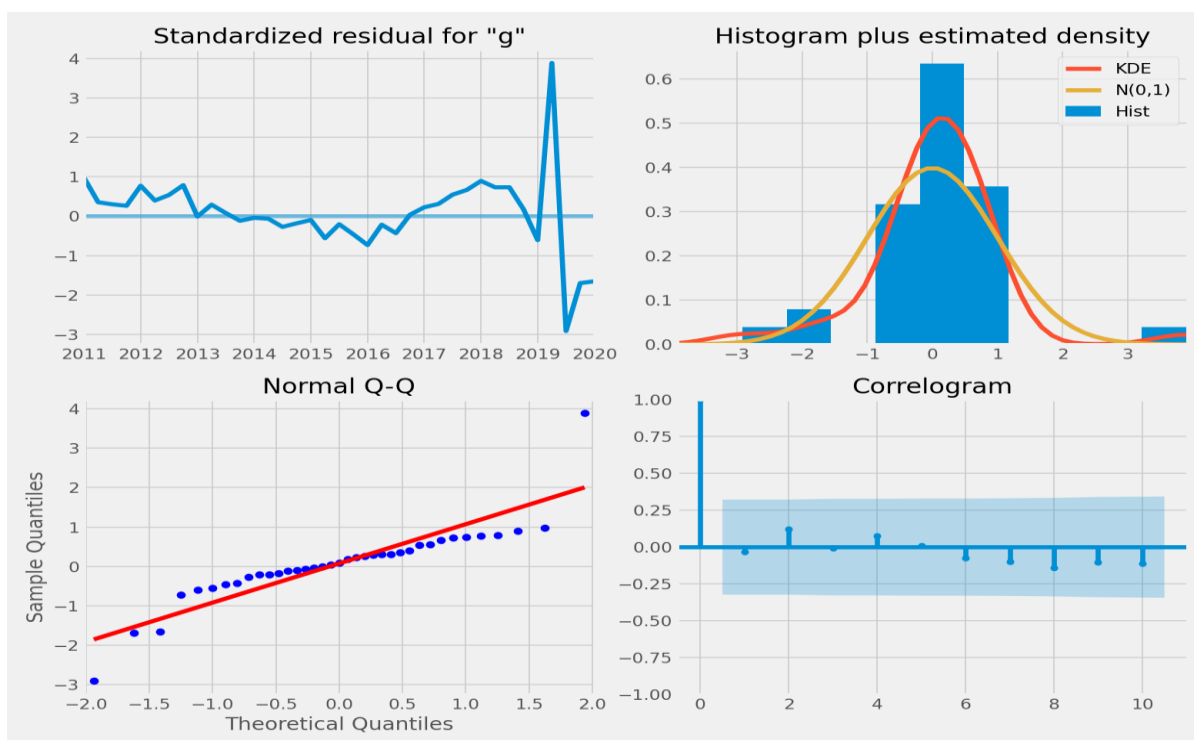


Рисунок 16. Графическое представление остатков

По графику плотности распределения можно определить, что в целом остатки распределены около нуля и эмпирическая функция плотности распределения почти совпадает с нормальным распределением. Помимо этого следует отметить, что в значительной степени отразилось на качестве модели неожиданное резкое падение ВВП в 2019 году. Однако, в общем случае, можно говорить о приемлемости выбранной модели ARMA(1, 1).

Для того чтобы построить подходящую модель ARIMA для двух оставшихся отраслей, было принято решение использовать функцию `auto_arima` из библиотеки `pydarima` [32]. Данная функция позволяет подобрать подходящую модель, которая обладает наименьшим значением информационного критерия Акаике (AIC). Следует также

упомянуть, что данная функции при подборе параметров обеспечивает условную стационарность временного ряда.

Таким образом, для развлекательной отрасли `auto_arima` подобрала модель  $ARIMA(3, 2, 0)$ , а для финансового сектора  $ARIMA(0, 2, 0)$ . Значения коэффициентов, а также графики предсказанных и реальных значений представлены на Рисунках [17-20] в Приложении.

### 3) Третья подзадача

Спецификация модели для прогнозирования оборота розничной торговли должна была предусматривать сезонную компоненту, так как в случае продаж розничной торговли наблюдаются сезонные колебания. Подтверждением может служить Рисунок 21, на котором видно, что пик продаж в каждом году приходится на декабрь.

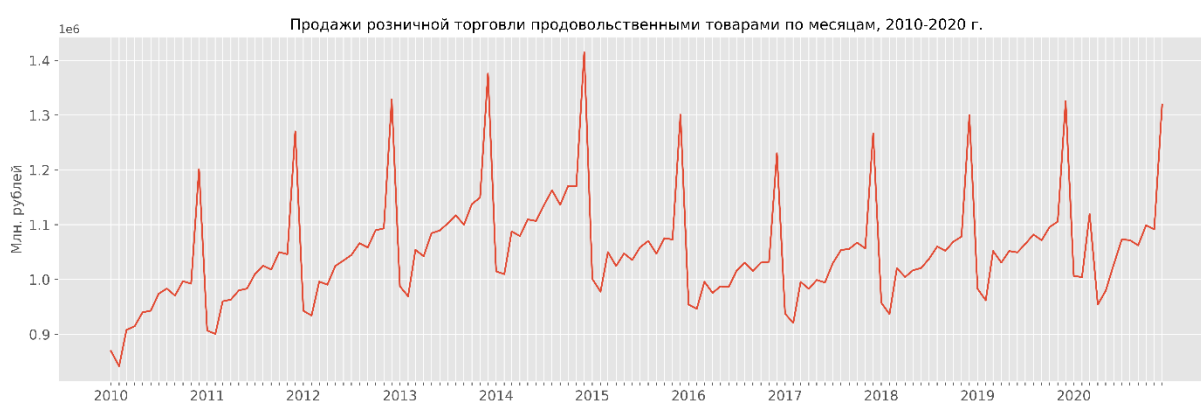


Рисунок 21. Временной ряд оборота продовольственной розничной торговли

В результате вместо модели  $ARIMA$  было необходимо использовать  $SARIMA$ , как в исследовании [14]. В общем случае,  $SARIMA$  является расширением  $ARIMA$ , в которой помимо параметров постоянной модели ( $p, d, q$ ) имеются сезонные параметры ( $P, D, Q, m$ ), где  $m$  – частота сезонных колебаний. Очевидно, что в данном случае частота  $m$  равна 12, так как присутствуют месячные колебания.

Для поиска наилучших параметров также использовалась функция `auto_arima`. Тем самым для продаж продовольственной розничной торговли была идентифицирована модель  $SARIMA(1,1,0)(1,1,0,12)$ , а для непродовольственной –  $SARIMA(0,1,0)(0,1,0,12)$ . Значения коэффициентов, а также графики предсказанных и реальных значений представлены на Рисунках [22-25] в Приложении.

## 4.5 Интерпретация и обсуждение результатов

### 1) Первая подзадача

После проведенных расчетов по формуле (17) удалось определить потери производительности труда для РФ за время локдауна. В общей сложности, двухмесячный карантин обошелся экономике РФ в сумму около 3 триллионов 267 миллиардов рублей. В процентном отношении к ВВП 2019 данная сумма составляет приблизительно 3%. Что в целом сопоставимо с результатом, который был получен для КНР в исследовании [10]. В частности, 1 день карантина обошелся примерно в 90 миллиардов рублей, что является существенной суммой. Если рассматривать на уровне регионов, то следует обратить внимание на диаграмму Парето (Рисунок 26), на которой приведены 10 субъектов РФ, понесших наибольшие потери производительности.

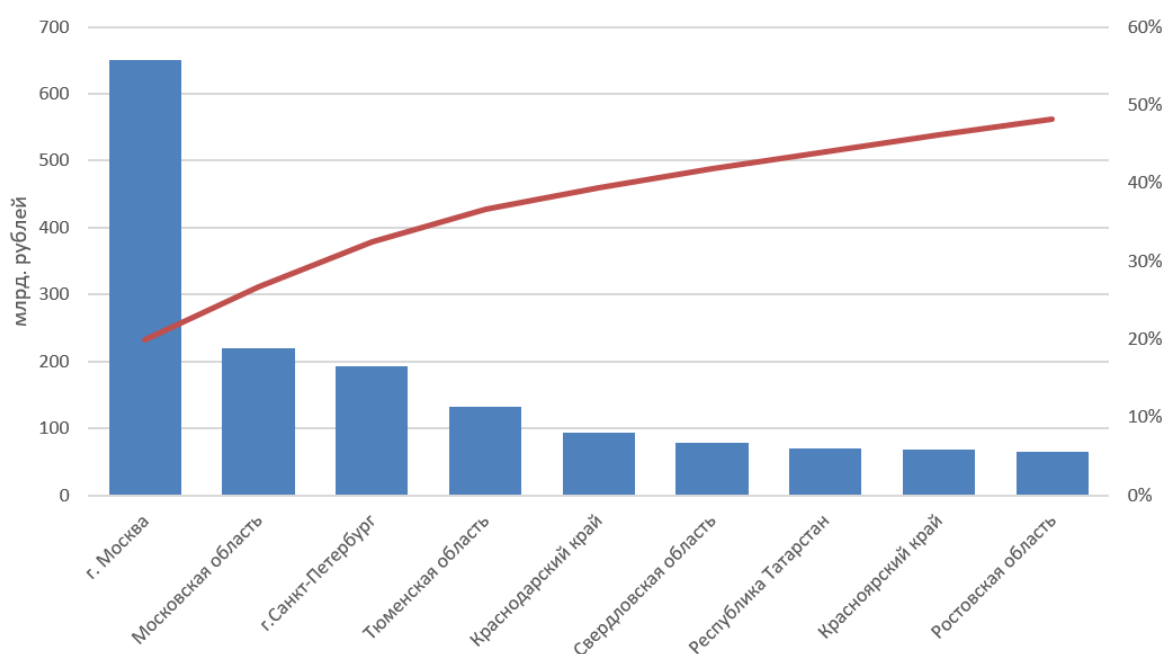


Рисунок 26. Наиболее пострадавшие субъекты РФ

Можно увидеть, что почти 50% общих потерь пришлось на 10 субъектов РФ. Доля Москвы и Московской области в общей сумме потерь составила целых 27%. В свою очередь Санкт-Петербург имеет существенно меньшую долю, равную 6%. Однако, исходя из особенностей используемой формулы, такой результат был предсказуем. В данном случае понесли наибольшие потери те субъекты, в которых живет наибольшее количество людей и среднемесячная заработная плата находится на уровне выше среднего.

Вдобавок хотелось бы указать на условность полученной оценки. Дело в том, что, как упоминалось ранее, такой подход основывается на нескольких допущениях. В частности, берется средняя заработная плата и умножается на количество всех занятых, что

уже в некоторой степени завышает оценку. Помимо этого, предполагается, что все занятые не работают и находятся дома на протяжении всего локдауна. Иными словами, не учитываются те отрасли экономики, без которых функционирование общества невозможно. В рамках предложенной формулы (17) предпринимается попытка учесть этот фактор посредством введения показателя  $l_r$ . Но в то же время точную оценку  $l_r$  в рамках данного исследования определить не удалось. Тем не менее для представления масштаба потерь такой метод можно считать приемлемым.

## 2) Вторая подзадача

В контексте отраслевого анализа рассматривался период 2020 года, начиная с третьего квартала. Это обусловлено тем фактом, что ограничительные меры в РФ стали активно вводиться в апреле, то есть с начала второго квартала. Сперва следует обратить внимание на отрасль общественного питания и гостиничного бизнеса. График сопоставления прогнозных и реальных значений представлен на Рисунке 27.



Рисунок 27. Сравнение прогнозных и реальных значений ВВП для отрасли общественного питания

Можно видеть, что со второго квартала 2019 года ВВП стал стремительно снижаться. Вместе с этим в 2020 году темпы падения ускорились. Разумеется, ввиду своей специфики, модель не в состоянии предсказать резкое падение. Следует также отметить, что несмотря на то что в третьем квартале снижение ВВП замедлилось, за 2020 год отрасль так и не вернулась к уровню начала 2020 года. Точные значения потерь в течение рассматриваемого периода приведены в Таблице 7:

Таблица 7 – Результаты оценки методом совокупного превышения для отрасли общественного питания

Год/Квартал	Реальное значение ВВП, млрд. рублей	Предсказанное значение ВВП, млрд. рублей	Разница между прогнозом и реальным значением, млрд. рублей	Квартальное среднее значение предыдущих лет, млрд. рублей	Доля разницы в квартальном среднем значении
2020Q2	141.15	180.12	-38.96	186.94	0.21
2020Q3	146.10	180.06	-33.96	185.10	0.18
2020Q4	132.79	180.01	-47.21	184.95	0.26
<b>Итого</b>	<b>420.04</b>	<b>540.18</b>	<b>-120.14</b>		

В общем случае, согласно методу совокупного превышения, для отрасли потери составили приблизительно 120 миллиардов рублей. В процентном отношении к ВВП 2019 года экономический эффект равен 15%, что достаточно существенно. Каждый квартал снижение составляла около 20% от среднего квартального значения предыдущих лет. Данная отрасль оказалась наиболее пострадавшей из трех выбранных для рассмотрения.

Переходя к анализу индустрии развлечений, можно сказать, что по сравнению с предыдущем сектором ВВП этой отрасли к концу 2020 года после резкого падения в начале пандемии восстановился. Динамика изменений и вычисленные значения разницы приведены на Рисунке 28 и в Таблице 8:



Рисунок 28. Сравнение прогнозных и реальных значений ВВП для развлекательной отрасли

Таблица 8 – Результаты оценки методом совокупного превышения для развлекательной отрасли

Год/Квартал	Реальное значение ВВП, млрд. рублей	Предсказанное значение ВВП, млрд. рублей	Разница между прогнозом и реальным значением, млрд. рублей	Квартальное среднее значение предыдущих лет, млрд. рублей	Доля разницы в квартальном среднем значении
2020Q2	148.89	198.99	-50.10	175.11	0.29
2020Q3	183.07	202.05	-18.98	176.75	0.11
2020Q4	188.15	197.99	-9.84	175.64	0.06
<b>Итого</b>	<b>520.11</b>	<b>599.03</b>	<b>-78.91</b>		

В свою очередь в абсолютных значениях совокупное превышение составило почти -79 миллиардов рублей. Соответственно, в доле ВВП 2019 года потери не превысили 10%. Пускай такие потери несколько ниже, чем в случае с отраслью общественного питания, тем не менее они также существенны и в целом можно говорить о том, что индустрия развлечений значительно пострадала в результате пандемии.

Между тем финансовый сектор, напротив, продемонстрировал небольшой рост. Подтверждением может служить график динамики изменений ВВП на Рисунке 29. Разумеется, очевидно, что разница между значением модели и реальными данными незначительна, но вместе с этим положительный тренд сохранился для финансового сектора. Основные результаты расчетов приведены в Таблице 9.



Рисунок 29. Сравнение прогнозных и реальных значений ВВП для финансового сектора

Таблица 9 – Результаты оценки методом совокупного превышения для финансового сектора

Год/Квартал	Реальное значение ВВП, млрд. рублей	Предсказанное значение ВВП, млрд. рублей	Разница между прогнозом и реальным значением, млрд. рублей	Квартальное среднее значение предыдущих лет, млрд. рублей	Доля разницы в квартальном среднем значении
2020Q2	1116.32	1093.48	22.85	823.26	0.03
2020Q3	1142.65	1095.93	46.72	836.51	0.06
2020Q4	1170.06	1098.39	71.67	849.75	0.08
<b>Итого</b>	<b>3429.03</b>	<b>3287.79</b>	<b>141.24</b>		

Таким образом, в абсолютном выражении совокупное превышение равно 141 миллиарду рублей. В свою очередь в относительном выражении эта величина составляет примерно 3% от ВВП 2019 года финансового сектора. В данном случае можно говорить о том, что COVID-19 если не способствовал росту, то в явной степени не оказал негативного эффекта на сферу финансовых услуг РФ.

### 3) Третья подзадача

В отличие от Великобритании оборот розничной торговли продовольственными товарами в России уменьшился с начала пандемии в 2020 году. По динамике оборота на Рисунке 30 можно определить, что в апреле оборот в значительной степени упал, что вероятно обусловлено шоком спроса. Согласно таблице 10, приведенной в Приложении, величина снижения оборота в результате негативного влияния COVID-19, полученная методом совокупного превышения, составила около 776 миллиардов рублей (6% от оборота 2019 года). В среднем отклонения каждый месяц 2020 года составляли 8% от средних значений прошлых лет. В целом можно говорить, что сфера продовольственной розничной



торговли, несмотря на отсутствие каких-либо запретов на функционирование во время локдаунов, была затронута негативным образом COVID-19, но не существенно.

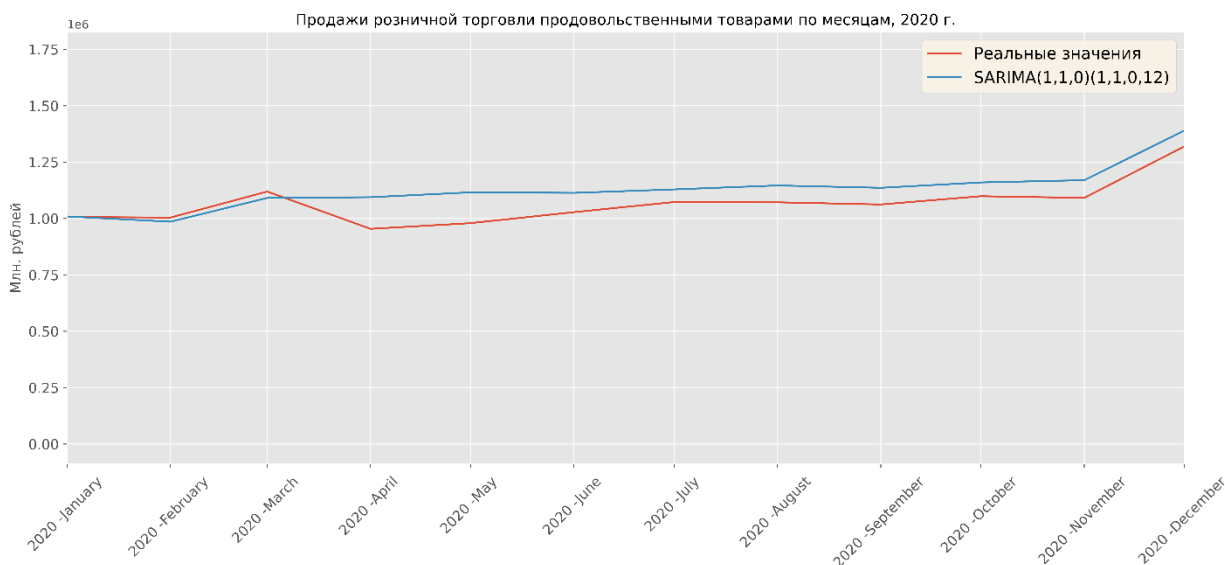


Рисунок 30. Сравнение прогнозных и реальных значений оборота продовольственной розничной торговли

Справедливо предположить, что непродовольственная розничная торговля в большей степени пострадала, чем продовольственная. Подтверждением служит Рисунок 31, на котором изображено сопоставления прогнозов и реальных значений оборота.

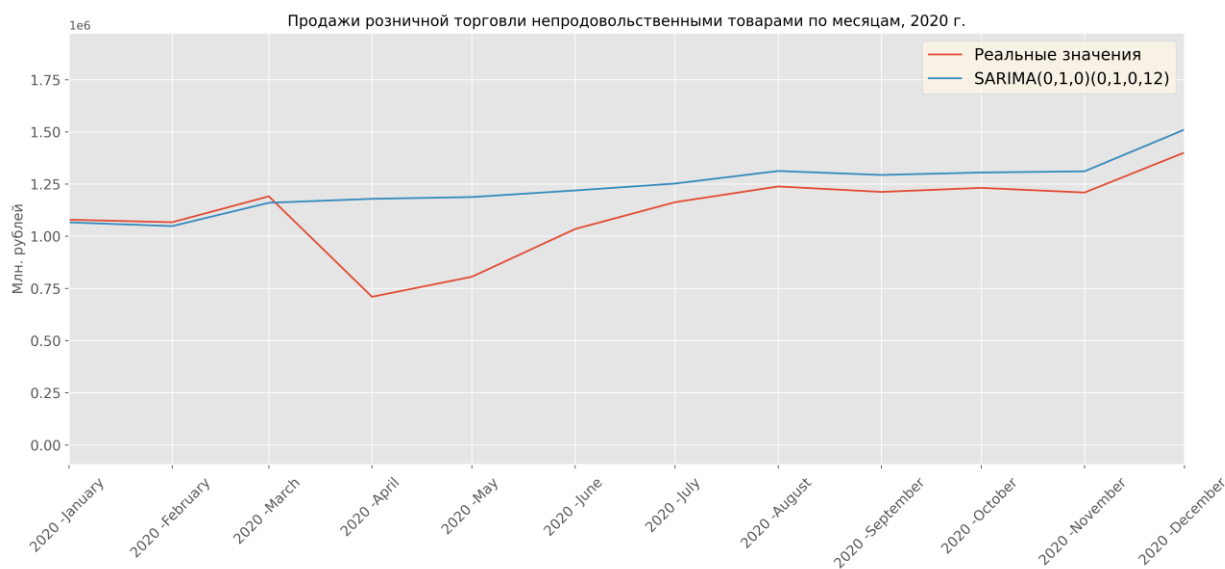


Рисунок 31. Сравнение прогнозных и реальных значений оборота непродовольственной розничной торговли

Достаточно легко заметить резкое падения в апреле 2020 года. Однако, далее происходило постепенное восстановление прежних величин оборота и уже к августу реальный оборот вернулся на прежний уровень. Из данных, приведенных в Таблице 11,

находящейся в Приложении, следует, что суммарная разница между потенциальным оборотом без COVID-19 и реальным оборотом, подверженному влиянию пандемии, составила 1 триллион 566 миллиардов рублей, что равно 11% оборота 2019 года. Тем самым можно говорить о существенных экономических потерях в сфере непродовольственной розничной торговли.

Подводя итог, можно сказать, что методы анализа стоимости заболевания и совокупного превышения, действительно, позволяют дать определенную оценку экономических последствий COVID-19. Однако, при их использовании следует помнить об их условности. Прежде всего такие методы подходят для получения представления о масштабах потерь. Но если в рамках исследования ставится задача получения точного результата, то в этом случае следует отдать предпочтение другим методам, более комплексным и надежным.

## 5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, в результате проведенного исследования удалось определить основные подходы к оценке экономических последствий COVID-19. Помимо этого, получилось проанализировать методы, выделив их основные достоинства и недостатки. Вдобавок была произведена оценка экономических последствий COVID-19 для российской экономики в 2020 году на основе методов оценки человеческого капитала и совокупного превышения.

Следует также отметить, что ввиду именно недавнего возникновения проблемы, в настоящее время активно проводятся исследования в этой области. Тем самым не исключено, что в будущем появятся модификации рассмотренных методов. Разумеется, значительная часть подходов не была рассмотрена в рамках данного исследования ввиду ряда причин. Однако, прежде всего выбирались методы, которые интуитивно понятны и в то же время надежны. В целом, можно говорить, что цель исследования в конечном итоге была достигнута.

## ИСТОЧНИКИ

1. Вступительное слово Генерального директора на пресс брифинге по COVID-19 11 марта 2020 г. URL: <https://www.who.int/ru/director-general/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19---11-march-2020> (дата обращения: 02.05.2021)
2. Growth of the global gross domestic product (GDP) 2025 URL: <https://www.statista.com/statistics/273951/growth-of-the-global-gross-domestic-product-gdp/> (дата обращения: 02.05.2021)
3. Грачёв И. Д. и др. Цифровая модель экономически оптимальных противоэпидемических ограничений // Экономика и предпринимательство. – 2020. – №. 2. – С. 869-872.
4. Sukharev O. S. Economic crisis as a consequence COVID-19 virus attack: risk and damage assessment // Quantitative Finance and Economics. – 2020. – Т. 4. – №. 2. – С. 274-293.
5. Vasiev M. et al. How COVID-19 Pandemics Influences Chinese Economic Sustainability // Форсайт. – 2020. – Т. 14. – №. 2 (eng).
6. Albu L. L. et al. Estimates of dynamics of the covid-19 pandemic and of its impact on the economy // Romanian Journal of Economic Forecasting. – 2020. – Т. 23. – №. 2. – С. 5-17.
7. Charles S., Dallery T., Marie J. Teaching the effect of COVID-19 with a manageable model. – 2020.
8. Jena P. R. et al. Impact of COVID-19 on GDP of major economies: Application of the artificial neural network forecaster // Economic Analysis and Policy. – 2021. – Т. 69. – С. 324-339.
9. Буклемишев О. В. и др. Макроэкономическая политика в эпоху пандемии: что говорит модель IS-LM? // Вопросы экономики. – 2021. – №. 2. – С. 35-47.
10. Jin H. et al. Economic burden of COVID-19, China, January–March, 2020: a cost-of-illness study // Bulletin of the World Health Organization. – 2021. – Т. 99. – №. 2. – С. 112.
11. Salgotra R. et al. Optimal Control Policies to Address the Pandemic Health-Economy Dilemma // arXiv preprint arXiv:2102.12279. – 2021.

12. Kok J. Short-term trade-off between stringency and economic growth //COVID Economics. – 2020. – Т. 60. – С. 172-189.
13. Forslid R., Herzing M. Assessing the consequences of quarantines during a pandemic. – 2020.
14. Larcom S., She P. W., Panzone L. Estimating the impact of the first COVID-19 lockdown on UK food retailers and the restaurant sector. – 2021.
15. Ногин В. Д. Линейная свертка критериев в многокритериальной оптимизации //Искусственный интеллект и принятие решений. – 2014. – №. 4. – С. 73-82.
16. Gabaix X., Laibson D. The seven properties of good models //The foundations of positive and normative economics: A handbook. – 2008. – С. 292-319.
17. <https://stats.oecd.org/index.aspx?queryid=60703>
18. Ильин И.В., Гудков К.В. АНАЛИЗ НЕДОСТАТКОВ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И МЕТОДОВ ИХ МИНИМИЗАЦИИ // Материалы X Международной студенческой научной конференции «Студенческий научный форум» URL: <https://scienceforum.ru/2018/article/2018000271> (дата обращения: 02.05.2021)
19. COVID-19 Government Response Tracker  
URL:<https://www.bsg.ox.ac.uk/research/research-projects/covid-19-government-response-tracker> (дата обращения: 02.05.2021)
20. Указ об объявлении в России нерабочих дней URL: <http://kremlin.ru/events/president/news/63065> (дата обращения: 02.05.2021)
21. Численность рабочей силы в возрасте 15 лет и старше по субъектам Российской Федерации URL: [https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/hDUcRmM9/trud1\\_15-s.xls](https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/hDUcRmM9/trud1_15-s.xls) (дата обращения: 02.05.2021)
22. Среднемесячная номинальная начисленная заработная плата работников в целом по экономике по субъектам Российской Федерации за 2000-2020 гг.URL: <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/Gq177F3r/t4.xlsx> (дата обращения: 02.05.2021)
23. Произведенный ВВП. Квартальные данные по ОКВЭД 2 (КДЕС Ред. 2) (с 2011г.) URL: <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/8kJbbYnT/tab21c.xlsx> (дата обращения: 02.05.2021)

24. Оборот розничной торговли, по Российской Федерации – месячный URL: <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/ZR00U2LK/rozn22.xls> (дата обращения: 02.05.2021)
25. Индексы потребительских цен URL: [https://gks.ru/bgd/free/b00\\_24/IssWWW.exe/Stg/d000/I000860R.HTM](https://gks.ru/bgd/free/b00_24/IssWWW.exe/Stg/d000/I000860R.HTM) (дата обращения: 02.05.2021)
26. Box G. E. P. et al. Time series analysis: forecasting and control. – John Wiley & Sons, 2015.
27. Introduction-statsmodels URL: <https://www.statsmodels.org/stable/index.html#index> (дата обращения: 02.05.2021)
28. Limited-memory BFGS – Wikipedia URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Limited-memory\\_BFGS](https://en.wikipedia.org/wiki/Limited-memory_BFGS) (дата обращения: 02.05.2021)
29. pandas - Python Data Analysis Library URL: <https://pandas.pydata.org/> (дата обращения: 02.05.2021)
30. Overview — NumPy v1.20 Manual URL: <https://numpy.org/doc/stable/> (дата обращения: 02.05.2021)
31. Matplotlib: Python plotting — Matplotlib 3.4.1 documentation URL: <https://matplotlib.org/> (дата обращения: 02.05.2021)
32. pmdarima: ARIMA estimators for Python — pmdarima 1.8.2 documentation URL: <http://alkaline-ml.com/pmdarima/> (дата обращения: 02.05.2021)

## ПРИЛОЖЕНИЕ

Таблица 2 – Естественные значения объективных критериев для альтернатив

Название статьи	Наибольший $h$ – $index_{max}$ авторов в Google Scholar, $u_1$	$h$ -индекс журнала, $u_2$	$Q_{max}$ , $u_3$	Общее кол-во цитирований статьи в Google Scholar, $u_4$
Цифровая модель экономически оптимальных противоэпидемических ограничений	-	-	-	1
Economic crisis as a consequence COVID-19 virus attack: risk and damage assessment	-	-	-	17
How COVID-19 Pandemics Influences Chinese Economic Sustainability	8	13	Q2	16
Estimates of dynamics of the covid-19 pandemic and of its impact on the economy	20	14	Q2	2
Teaching the effect of COVID-19 with a manageable model	-	-	-	-
Impact of COVID-19 on GDP of major economies: Application of the artificial neural network forecaster	21	24	Q1	5

Макроэкономическая политика в эпоху пандемии: что показывает модель IS-LM?	10	-	-	-
Economic burden of COVID-19, China, January–March, 2020: a cost-of-illness study	-	158	Q1	4
Optimal Control Policies to Address the Pandemic Health-Economy Dilemma	28	-	-	
Short-term trade-off between stringency and economic growth	-	-	-	1
Assessing the consequences of quarantines during a pandemic	27	-	-	6
Estimating the impact of the first COVID-19 lockdown on UK food retailers and the restaurant sector	-	38	Q1	-



Таблица 3 – Правила перевод естественных значений в балльные для объективных критериев

Критерий/Баллы	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Наибольший $h$ – $index_{max}$ авторов в Google Scholar	[1, 5)	[5, 10)	[10, 15)	[15, 20)	[20, 25)	[25, 30)	[30, 40)	[40, 50)	[50, 100)	[100, $+\infty$ )
h-индекс журнала	[1,10)	[10,20)	[20,30)	[30,40)	[40,50)	[50,60)	[60,70)	[70,80)	[80,90)	[90, $+\infty$ )
Общее кол-во цитирований статьи в Google Scholar	[1, 2)	[2, 5)	[5, 10)	[10,20)	[20, 30)	[30,40)	[40, 50)	[50,60)	[60, 70)	[70, $+\infty$ )

Таблица 4 – Правила перевода типа квартили в балльную оценку

	10	7	4	1
$Q_{max}$	Q1	Q2	Q3	Q4

SARIMAX Results						
Dep. Variable:	y	No. Observations:	37			
Model:	SARIMAX(3, 2, 0)	Log Likelihood	-106.834			
Date:	Wed, 05 May 2021	AIC	221.669			
Time:	02:48:56	BIC	227.890			
Sample:	0	HQIC	223.816			
	- 37					
Covariance Type:	opg					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
ar.L1	-0.8223	0.203	-4.055	0.000	-1.220	-0.425
ar.L2	-0.7976	0.199	-4.010	0.000	-1.187	-0.408
ar.L3	-0.6627	0.149	-4.460	0.000	-0.954	-0.372
sigma2	24.5423	4.626	5.306	0.000	15.476	33.609
Ljung-Box (L1) (Q):	0.61	Jarque-Bera (JB):	26.54			
Prob(Q):	0.43	Prob(JB):	0.00			
Heteroskedasticity (H):	4.75	Skew:	-1.37			
Prob(H) (two-sided):	0.01	Kurtosis:	6.28			

Рисунок 17. Параметры модели для развлекательной отрасли



Рисунок 18. График модели для развлекательной отрасли

SARIMAX Results						
Dep. Variable:	y	No. Observations:	37			
Model:	SARIMAX(0, 2, 0)	Log Likelihood	-139.127			
Date:	Wed, 05 May 2021	AIC	280.253			
Time:	02:21:35	BIC	281.809			
Sample:	0	HQIC	280.790			
	- 37					
Covariance Type:	opg					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
sigma2	166.0589	40.771	4.073	0.000	86.149	245.969
Ljung-Box (L1) (Q):			2.26	Jarque-Bera (JB):		0.68
Prob(Q):			0.13	Prob(JB):		0.71
Heteroskedasticity (H):			1.06	Skew:		-0.33
Prob(H) (two-sided):			0.92	Kurtosis:		2.85

Рисунок 19. Параметры модели для финансового сектора

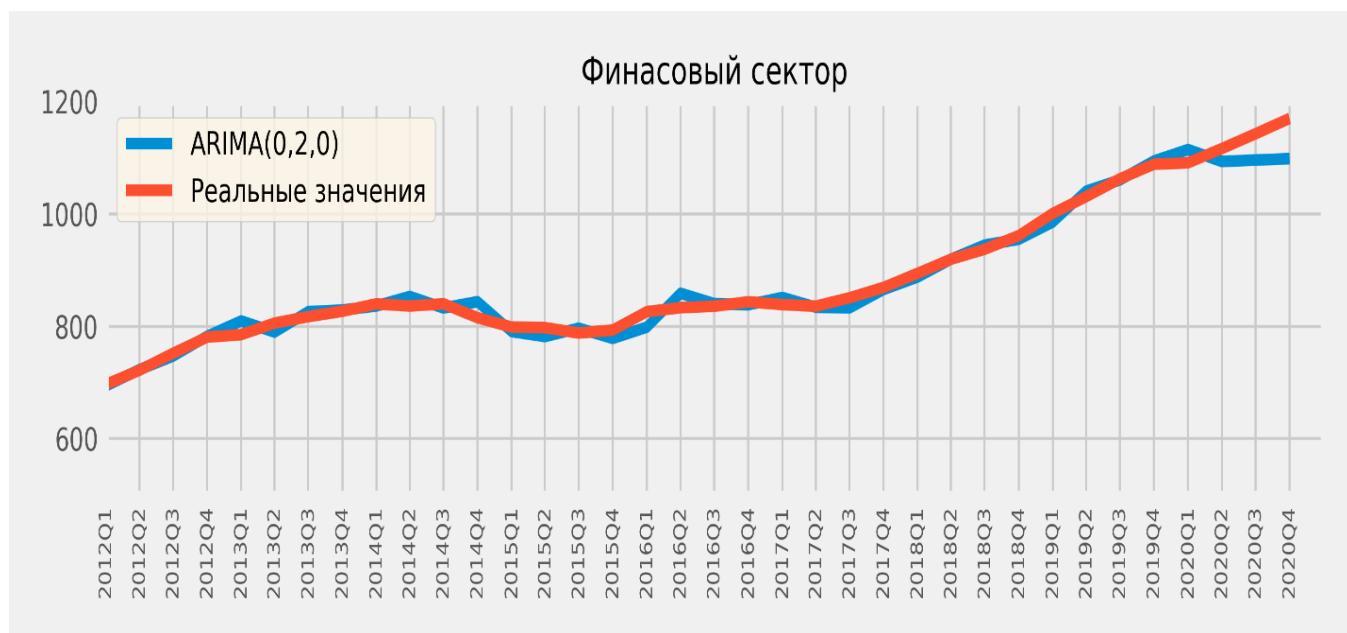


Рисунок 20. График модели для финансового сектора

SARIMAX Results						
Dep. Variable:	RealSales	No. Observations:	120			
Model:	SARIMAX(1, 1, 0)x(1, 1, 0, 12)	Log Likelihood	-1035.811			
Date:	Wed, 05 May 2021	AIC	2077.621			
Time:	11:05:29	BIC	2085.251			
Sample:	01-01-2010	HQIC	2080.703			
	- 12-01-2019					
Covariance Type:	opg					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
ar.L1	-0.1810	0.067	-2.708	0.007	-0.312	-0.050
ar.S.L12	-0.0358	0.044	-0.810	0.418	-0.122	0.051
sigma2	2.073e+08	1.47e-10	1.41e+18	0.000	2.07e+08	2.07e+08
Ljung-Box (L1) (Q):			0.00	Jarque-Bera (JB):		80.22
Prob(Q):			0.99	Prob(JB):		0.00
Heteroskedasticity (H):			0.74	Skew:		0.76
Prob(H) (two-sided):			0.40	Kurtosis:		7.27

Рисунок 22. Параметры модели для оборота продовольственной розничной торговли

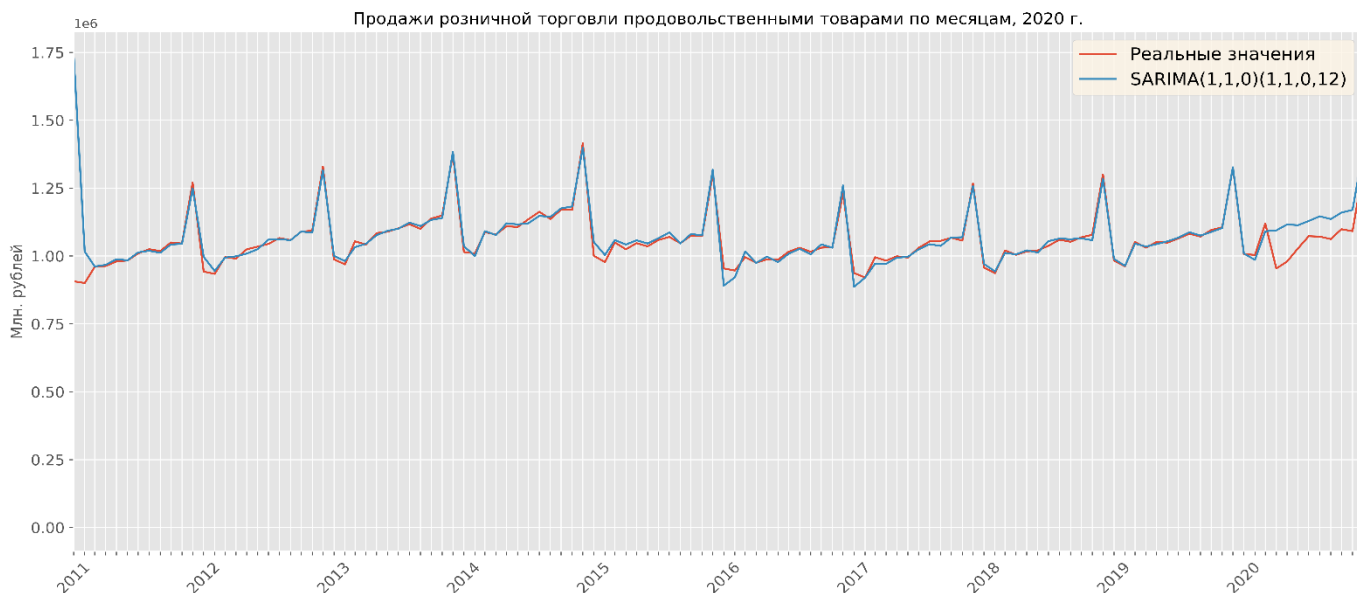


Рисунок 23. График модели для оборота продовольственной розничной торговли

SARIMAX Results

```

=====
Dep. Variable:          Realsales      No. Observations:      120
Model:                 SARIMAX(0, 1, 0)x(0, 1, 0, 12)  Log Likelihood         -1264.845
Date:                  Wed, 05 May 2021  AIC                    2531.690
Time:                  11:16:52        BIC                     2534.354
Sample:                01-01-2010      HQIC                    2532.770
                    - 12-01-2019
Covariance Type:      opg
=====
              coef      std err          z      P>|z|      [0.025      0.975]
-----
sigma2        1.189e+09  4.27e+07    27.823    0.000    1.11e+09  1.27e+09
=====
Ljung-Box (L1) (Q):      4.30    Jarque-Bera (JB):      1927.87
Prob(Q):                 0.04    Prob(JB):              0.00
Heteroskedasticity (H):  0.89    Skew:                  0.61
Prob(H) (two-sided):    0.73    Kurtosis:              23.86
=====

```

Рисунок 24. Параметры модели для оборота непродовольственной розничной торговли

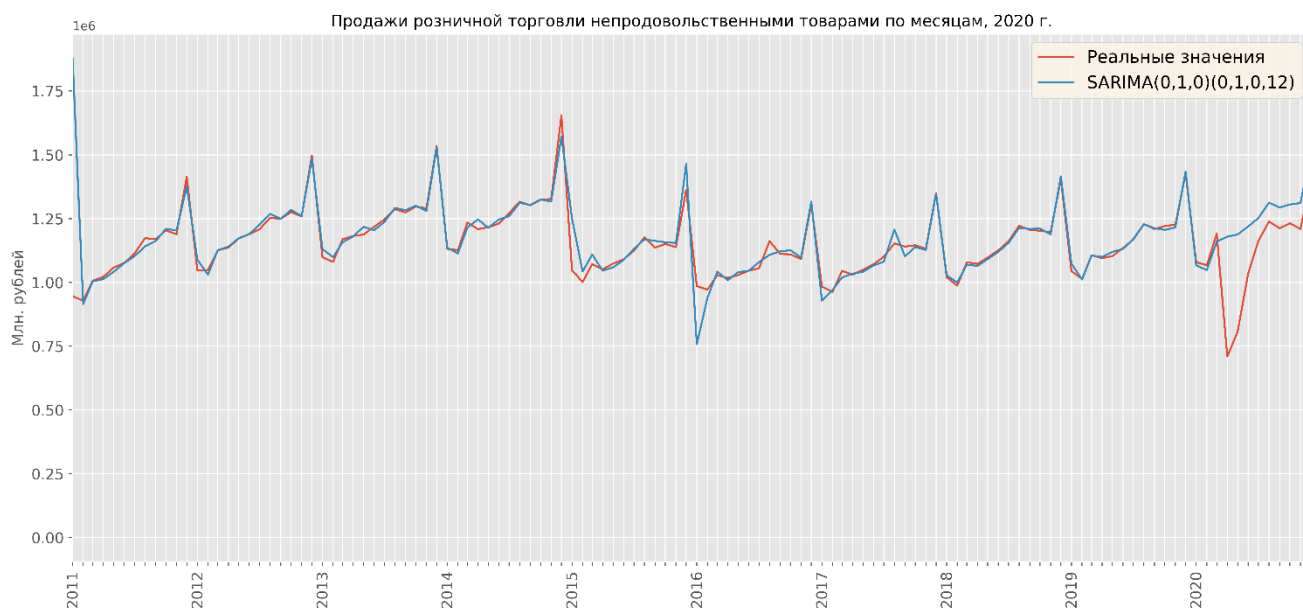


Рисунок 25. График модели для оборота непродовольственной розничной торговли

Таблица 10 – Результаты оценки методом совокупного превышения для оборота продовольственной розничной торговли

Месяц	Реальные значения , млн. рублей	Предсказанные значения , млн. рублей	Разница между прогнозом и реальным значением, млн. рублей	Средние месячные значения за предыдущие год, млн. рублей	Доля разниц в средних месячных значениях
Апрель	954043.43	1094479.86	-140436.42	1000821.04	0.14
Май	979407.70	1115985.36	-136577.66	1024143.51	0.13
Июнь	1028197.34	1113595.51	-85398.17	1024356.16	0.08
Июль	1072983.45	1128988.41	-56004.96	1047259.24	0.05
Август	1071754.51	1146320.68	-74566.17	1065145.59	0.07
Сентябрь	1062287.86	1136008.02	-73720.15	1052572.72	0.07
Октябрь	1098853.67	1159897.47	-61043.81	1078283.37	0.06
Ноябрь	1091518.52	1169778.79	-78260.27	1079690.83	0.07
Декабрь	1319552.67	1390034.55	-70481.88	1301544.74	0.05
<b>Итого</b>	<b>9678599.17</b>	<b>10455088.66</b>	<b>-776489.49</b>		

Таблица 11 – Результаты оценки методом совокупного превышения для оборота непродовольственной розничной торговли

Месяц	Реальные значения , млн. рублей	Предсказанные значения , млн. рублей	Разница между прогнозом и реальным значением, млн. рублей	Средние месячные значения за предыдущие год, млн. рублей	Доля разниц в средних месячных значениях
Апрель	710017.82	1179361.23	-469343.41	1078044.66	0.44
Май	806108.48	1187878.95	-381770.47	1097123.61	0.35
Июнь	1034738.67	1219451.86	-184713.19	1118319.32	0.17
Июль	1163212.91	1252527.27	-89314.36	1147714.71	0.08
Август	1238541.46	1312748.84	-74207.38	1202782.37	0.06
Сентябрь	1212470.60	1293729.65	-81259.05	1184327.53	0.07
Октябрь	1231807.76	1305493.32	-73685.55	1201488.83	0.06
Ноябрь	1209496.88	1311173.36	-101676.48	1193497.12	0.09
Декабрь	1401107.10	1510953.17	-109846.07	1422361.68	0.08
<b>Итого</b>	<b>10007501.68</b>	<b>11573317.66</b>	<b>-1565815.97</b>		