

Центральный экономико-математический институт РАН
Московская школа экономики МГУ им. М.В. Ломоносова
Ереванский государственный университет
Армянское математическое общество
Журнал «Прикладная эконометрия»
Журнал «Вестник ЦЭМИ»



**XI-я международная конференция
«Многомерный статистический анализ, эконометрия
и моделирование реальных процессов»
имени С.А. Айвазяна**

ЧАСТЬ 1

Пленарные доклады

*Секция 1. Многомерный статистический анализ и
эконометрия*

Москва
ЦЭМИ РАН
2024

УДК 31:33
ББК 65.05
М73

DOI: 10.33276/978-5-8211-0827-2

М73 **Многомерный статистический анализ, эконометрика и моделирование реальных процессов** [Текст]: тезисы докладов XI-й международной конференции / Часть 1: Пленарные доклады. Секция 1. Многомерный статистический анализ и эконометрика / под ред. В.Л. Макарова – М.: ЦЭМИ РАН, 2024. – 143 с. DOI: 10.33276/978-5-8211-0827-2

Multivariate statistical analysis, econometrics and simulation of real processes. Proceedings of XI-th International Conference / Part 1. Plenary reports. Section 1. Multidimensional statistical analysis and econometrics / By ed. V.L. Makarov. – M.: SEMI RAS, 2024. – 143 p.

УДК 31:33
ББК 65.05

ISBN 978-5-8211-0826-5
ISBN 978-5-8211-0827-2 (Часть 1)

© ФГБУН Центральный экономико-математический институт РАН, 2024 г.

ОГЛАВЛЕНИЕ

Пленарные доклады	5
<i>Бахтизин А.Р.</i> Развитие методов компьютерного моделирования социально-экономических процессов	5
<i>Варшавский А.Е.</i> Модель на основе конечной функциональной последовательности и ее применение для исследования проблемы неравенства	11
<i>Елисеева И.И., Декина М.П.</i> К вопросу об инструментальных переменных и моделях	13
<i>Коваленко А.П., Перминов А.И.</i> Построение кластеров высокой плотности полносвязной нейросетью с кусочно-линейными функциями активации	16
<i>Movsisyan Yu. M.</i> Stochastic mappings form an algebra with hyperidentities	20
<i>Ohanyan V.K.</i> Reconstruction of Convex bodies by probabilistic methods	21
<i>Харин Ю.С., Шибалко С.А.</i> Статистический анализ многомерных двоичных временных рядов	22
Секция 1. Многомерный статистический анализ и эконометрика	25
<i>Avagyan G.A., Avanesyan M.K., Avetisyan A.G., Kharatyan M.A., Vardanyan A.G.</i> Comparative analysis of profitability of commercial banks	25
<i>Bannikova V.A.</i> On the assessing impact of the press-releases of the bank of Russia on interest rates with the heterogeneity-based approach	26
<i>Ghazaryan Z.M., Ordyan N.P.</i> Cross country analysis on carbon dioxide emissions	29
<i>Афанасьев А.А., Пономарева О.С.</i> Эконометрическое прогнозирование на 2023 г. ВВП России и точность исполнения прогноза (предварительные данные)	31
<i>Афанасьев М.Ю., Гусев А.А., Нанавян А.М.</i> Оценки профессиональных групп и структур профессиональной занятости на основе концепции экономической сложности	34
<i>Балаш В.А.</i> Применение методов многомерного статистического анализа для моделирования восприятия образа СССР в российских и зарубежных масс-медиа	37
<i>Березняцкий А.Н., Лавриненко П.А.</i> Оценка эффективности субсидирования авиамаршрутов в России на основе расщепления смесей вероятностных распределений	38
<i>Богданова Т.К., Жукова Л.В.</i> Моделирование оплаты труда учителей в условиях неоднородности социально-экономического состояния регионов	41
<i>Бронницкий Г.Т., Вакуленко Е.С.</i> Наукаинг миграции с помощью Google Trends Index	44
<i>Бухарбаева Л.Я., Франц М.В.</i> О применении моделей IRT- теории к измерению неравенства возможностей в здоровье	47
<i>Волошко В.А., Харин Ю.С.</i> Об одном подходе к вероятностно-статистическому анализу дискретных временных рядов на основе достаточных статистик	50
<i>Гавриш Б.Г., Трегубова Г.И.</i> Подходы к репликации биржевых индексов	51
<i>Голяндина Н.Э.</i> Возможности автоматизации метода анализа сингулярного спектра как метода анализа главных компонент для временных рядов	53
<i>Гончаренко А.А., Вайнберг Аллен А.Л.</i> Полный алгоритм Демпстера для снижения размерности данных	56
<i>Горелова С.С.</i> Причинный анализ факторов развития рынка жилой недвижимости в оценке "качества жизни"	58
<i>Гусев А.А.</i> Сравнительный анализ подходов к оценке экономической сложности регионов России	61
<i>Зарова Е.В.</i> Методы краткосрочного прогнозирования инфляции на основе анализа сингулярного спектра и регрессионного моделирования разночастотных данных	62
<i>Иванов М.А., Рощина Я.А., Королев В.Ю.</i> Переобучение в конечных смесях нормальных распределений	65
<i>Коваленко Н.Н.</i> Оценка влияния бюджетных инвестиций на экономический рост	70
<i>Кудров А.В.</i> Оптимизация факторов производства: стратегии регионального экономического роста	74

<i>Макаренцева А.О.</i> Оценка влияния времени кризиса на фактическое репродуктивное поведение: анализ наступления событий.....	78
<i>Макарчук Н.И.</i> С.А. Айвазян и создание методологии типологии потребления: эконометрический анализ и формализация основных понятий для решения поставленных задач потребительского поведения населения в 70-ые годы	81
<i>Малиновский В.К.</i> Составные суммы случайных величин и модульный анализ (предельные теоремы и их применения).....	85
<i>Малюгин В.И.</i> Краткосрочное прогнозирование макроэкономических показателей с использованием опросных данных в условиях шоковых воздействий.....	85
<i>Матевосова А.М.</i> Оценка влияния уровня государственного долга на темпы роста регионального выпуска в разрезе кластеризации российских регионов по уровню социально-экономического развития	88
<i>Мхитарян С.В.</i> Анализ и моделирование воспринимаемой эластичности спроса на услуги общественного транспорта в мегаполисе	91
<i>Нанавян А.М.</i> Специалисты высшего уровня квалификации и неквалифицированные рабочие: анализ квалификационного состава занятого населения в регионах России	94
<i>Наринян Н.Е.</i> Эконометрика концертной деятельности	97
<i>Нестругин К.С.</i> Анализ срочной структуры процентных ставок и ее эволюции в современных экономических реалиях на примере России и других стран	100
<i>Никольский И.М., Фурманов К.К.</i> Можно ли распознать неэффективные предприятия? О ранжирующей способности модели стохастической границы	103
<i>Осаволок А.А.</i> Применение инструментальных переменных для моделирования связи между здоровьем сверстников	106
<i>Проневич А.Ф., Хацкевич А.Г.</i> Динамические производственные функции, учитывающие нейтральный и полностью нейтральный по Хиксу научно-технический прогресс.....	109
<i>Рослякова Н.А., Волков А.Д.</i> Инструментарий оценки эффективности преференциального режима для предприятий российской Арктики.....	111
<i>Рябухина Д.С.</i> Анализ гетерогенности чувствительности безработицы к ВРП в регионах России на основе модели скрытых классов.....	114
<i>Савин А.Л.</i> Задача оптимального предоставления ликвидности на рынках децентрализованных финансов с концентрированной ликвидностью	116
<i>Степанов В.С.</i> Связь уровня благосостояния населения с комплексом факторов: по развитию инфраструктуры, цифровизации и др.	118
<i>Стефаненко В.Ю.</i> Подходы к проверке параллельного тренда для «разности разностей»: кейс регулирования исламских банков	121
<i>Трегубова А.А., Синявская Т.Г.</i> Детерминанты использования населением цифровых технологий на финансовом рынке	126
<i>Трофимова Н.А.</i> Анализ социального капитала регионов России с учетом пространственных взаимодействий.....	129
<i>Уразбаева А.Р.</i> Моделирование реакции предпринимательства на жесткость санкций при помощи кривой «доза-эффект» по российским регионам	132
<i>Харин А.Ю., Пашук П.А.</i> Последовательная статистическая проверка гипотез для многомерных наблюдений с блочной структурой	135
<i>Шведов А.С., Связов В.А.</i> Нечеткая модель ARMA–GARCH–TS и ее применение к финансовым временным рядам.....	137
Сведения об авторах	140

ПЛЕНАРНЫЕ ДОКЛАДЫ

РАЗВИТИЕ МЕТОДОВ КОМПЬЮТЕРНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Бахтизин А.Р. (Москва)

После критики Аланом Кирманом (Kirman, 1992) моделей репрезентативного агента, предпринимались попытки разработать макроэкономическую теорию с использованием разнородных индивидуумов. Одна из них заключалась в расширении методологии построения динамических стохастических моделей общего равновесия (Dynamic Stochastic General Equilibrium, DSGE) путем включения в них гетерогенных агентов, но самое главное – использование агент-ориентированных моделей. Большое количество успешных примеров в этих направлениях собрано в работе «*Computational Economics: Heterogeneous Agent Modeling*» (Hommes, LeBaron, eds., 2018).

В последние годы этот инструментарий прочно вошел в арсенал средств, используемых научными организациями, аналитическими центрами, корпорациями, органами государственного управления и др. применительно к вопросам моделирования и прогнозирования экономических процессов. Так, в октябрьской статье 2003 г. «Agents of creation»¹ журнала «The Economist» агент-ориентированные модели позиционировались как новый инструмент моделирования сложных систем, в 2010 году в этом же издании в статье «Agents of change»² они рассматривались как альтернатива динамическим стохастическим моделям общего экономического равновесия и с тех пор постоянно фигурируют в качестве доказавшего свою эффективность инструмента.

В редакционной статье журнала «Nature» агентное моделирование рекомендовалось в качестве перспективного и многообещающего инструмента исследования социально-экономических процессов (Farmer, Foley, 2009).

С использованием разработанного в ЦЭМИ РАН программного комплекса «Мёбиус» был проведено множество расчетов, к примеру:

– прогноз изменений возрастно-половой структуры населения регионов России (Бахтизин, Макаров, Максаков и др., 2021);

– демографические изменения в Европейском союзе с учетом важных факторов, таких как внутренние установки людей, влияющие на их стратегию репродуктивного поведения, а также миграционный приток извне (Макаров, Бахтизин, Бекларян и др., 2019);

– динамика трудовой миграции между Россией и Китаем (Макаров, Бахтизин, Сушко и др., 2017);

¹ Статья журнала «The Economist», вышедшая в 2003 г.: <https://www.economist.com/science-and-technology/2003/10/09/agents-of-creation>.

² Статья журнала «The Economist», вышедшая в 2010 г.: <https://www.economist.com/finance-and-economics/2010/07/22/agents-of-change>.

–уровень загрязнений в некоторых регионах РФ с учетом пространственного размещения производств и стационарных источников выбросов (Макаров, Бахтизин, Сушко и др., 2020);

–прогноз основных макроэкономических показателей России и ее субъектов в результате изменения ставок основных налогов, бюджетных субсидий, объема денежной массы, ключевой ставки, цен на основные энергоносители, курса доллара и др. (Макаров, Бахтизин, Хабриев, 2018).

Важные направления дальнейшей работы

Сфера применения агентного моделирования значительно расширилась за последнюю четверть века, вобрав в себя множество направлений в самых разных масштабах – от молекулярного до глобального. Проблемы прошлого века, связанные с потребностями в вычислительных ресурсах для крупномасштабного моделирования, в значительной степени преодолены и следующим шагом должна стать цифровая симуляция происходящих общественных процессов в реальном времени. Мы выделяем три наиболее приоритетных направления для дальнейшего развития.

Первое – построение моделей в рамках экономических, экологических, эпидемиологических систем, независимо от их соответствия существующим политическим границам, которые не имеют большого значения для пандемии COVID-19 или климатических изменений.

Второе направление логично продолжает первое. Все упомянутые системы тесно связаны друг с другом. Так, эпидемии влияют на экономическую динамику, а климатические изменения сдвигают ареалы обитания комаров и новые болезни в мегаполисы северного полушария и т.д. Возникает множество новых вопросов. К примеру, как урбанизация влияет на здоровье людей, экономический рост и политическую стабильность? Одновременно с этим меняется объем и структура новых данных, на этот процесс также оказывает влияние появление данных из социальных сетей, имеющих геопространственную привязку. Все это создает запрос для создания агент-ориентированных моделей, увязывающих перечисленные выше системы и возрастающий в прогрессии огромный объем данных.

Третье направление – наполнение моделей реалистичными, когнитивными агентами. В отдельных случаях поведение индивидуумов действительно рационально, т.е. хорошо информированные агенты максимизируют полезность с учетом бюджетных ограничений. Но при других условиях, под воздействием эмоций – к примеру, страха, переходящего в массовую панику, далекие от оптимальных действия людей могут вызвать обвалы на финансовых рынках, этническое насилие и другие негативные общественные явления.

Таким образом, мы приглашаем к разработке моделей с реалистичными, когнитивными агентами, которые возможно позволят нам лучше понять сложный

современный мир и формировать динамику его развития в справедливом и мирном направлении.

Наряду с традиционными методами многомерного статистического анализа, для моделирования социально-экономических процессов и обработки данных в этой сфере стали более активно применяться различные методы искусственного интеллекта (ИИ), которые до этого имели хорошую теоретическую базу, но за счет резко возросших вычислительных мощностей, получили широкое распространение. В табл. 1 приведены данные по характеристикам языковых моделей, которые показывают взрывной прирост параметров и объемов используемых для обучения тренировочных информационных массивов, при этом средний путь преобразования данных для последних из предложенных моделей просто поражает – около 400 слоев.

Таблица 1. Характеристики генеративных предварительно обученных трансформеров (Generative Pre-trained Transformers (GPT))

Языковые модели	Количество параметров	Тренировочные данные	Дата выпуска
GPT-1	0,117 миллиарда	4,5 ГБ текста из 7000 книг разных жанров	11 июня 2018 г.
GPT-2	1,5 миллиарда	40 ГБ текста, 8 миллионов документов	14 февраля 2019 г.
GPT-3	175 миллиардов	570 ГБ , английская Википедия	11 июня 2020 г.
ChatGPT (на базе GPT-3.5)	175 миллиардов	Дополнительное обучение	30 ноября 2022 г.
GPT-4	1,7 трлн	Неизвестно	14 марта 2023 г.

Следует отметить, что помимо более четких текстовых ответов, при увеличении параметров также резко возрастает точность решения арифметических задач.

Помимо широкого применения этих моделей для самых различных задач (генерации текста, картинок, видео и прочего), языковые трансформеры все чаще используются для экономических прогнозов. Так, Федеральный резервный банк Сент-Луиса¹ с использованием Google Pathways Language Model дал ретроспективный прогноз инфляции за период 2019–2023 гг. По оценкам исследователей², в среднем прогнозы языковых моделей показывают меньшие среднеквадратические ошибки, чем другие инструменты. В этой связи использование генеративных трансформеров рекомендуется в дополнение к другим аналитическим методам.

В свою очередь специалисты национального банка Словакии применяли ChatGPT для настройки DSGE моделей и выявления бизнес-циклов³.

¹ <https://www.stlouisfed.org>

² <https://research.stlouisfed.org/wp/more/2023-015>

³ Faria e Castro, M., Leibovici, F., 2023; Artificial Intelligence and Inflation Forecasts, Federal Reserve Bank of St. Louis Working Paper 2023-015. URL <https://doi.org/10.20955/wp.2023.015>

МВФ с использованием технологий ИИ провел анализ базы документов «Central Bank Legislation Database» по 175 центральным банкам и 273 специальным категориям¹. Были выявлены закономерности в осуществляемой деятельности, особенности отдельных стран в осуществлении независимой денежно-кредитной политики и т.д.

Мы также протестировали ChatGPT при определении возможностей построения компьютерных моделей для анализа социально-экономических процессов. К примеру, у трансформера запросили построить упрощенную агент-ориентированную модель с использованием языка C#. ChatGPT предложил простую, но в то же время законченную программную конструкцию, включающую в себя главный класс модели, а также программный класс, реализующий функционал агента.

По умолчанию, трансформер предлагает код на языке Python, но по запросу переписывает на любой другой язык. Тестирование сгенерированного кода показало его работоспособность и корректность применения программных конструкций. Также ChatGPT способен сконвертировать разработанную программу в ее параллельную версию для последующей реализации на суперкомпьютерах

Помимо этого, языковая модель легко справилась с программной реализацией вычислимой модели общего равновесия.

Основные выводы по работе с ChatGPT следующие:

- Трансформер генерирует довольно качественный код, который можно использовать даже без особых изменений и точно без проблем в виде приложений к дипломным и диссертационным работам. Для реальных разработок, которые предполагается использовать для решения практических задач, этот инструмент пока еще не годится.
- Возможно построение каркаса модели для последующей доработки.
- По результатам генерации кода можно получить информацию об эффективном способе реализации различных операций (с точки зрения системы) и возможности использования лучших библиотек.
- Трансформер позволяет быстро реализовывать тривиальные операции (поиск максимального элемента в массиве и т.д.).

Что ждать дальше?

Топовый научный журнал «Nature» перечислил ожидаемые научные прорывы 2024 г. Среди них:

1) Новая версия большой языковой модели от OpenAI – GPT-5, а также система ИИ AlphaFold от Google, которая будет использоваться для моделирования лекарств. Характеристики GPT-5 пока неизвестны, но похоже, что они будут еще более впечатляющими, чем у предшественников. Так, модель GPT-2, выпущенная в феврале

¹ <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2023/11/18/Predicting-the-Law-Artificial-Intelligence-Findings-from-the-IMFs-Central-Bank-Legislation-541619>.

2019 г. содержала 1.5 млрд параметров, GPT-3 (июнь 2020 г.) 175 млрд параметров, а GPT-4 (март 2023 г.) уже около 1.7 трлн параметров.

2) Также в 2024 году в Европе будет запущен первый в этом макрорегионе эксафлопсный суперкомпьютер Jupiter (т.е. миллиард миллиардов операций в секунду), который предполагается использовать для создания «цифровых двойников» человеческого сердца и мозга в медицинских целях. В свою очередь в США будут введены в эксплуатацию две эксафлопсные машины: Auroga в Аргоннской национальной лаборатории для разработки нейронных сетей и El Capitan в Ливерморской национальной лаборатории для моделирования последствий применения ядерного оружия.

Естественно, что эти системы будут использоваться и для разработки новых, более продвинутых языковых моделей.

Вообще развитие ИИ станет основным трендом ближайшего будущего. Помимо Nature, в конце ноября 2023 г. международная компания Boston Consulting Group определила следующий шаг в развитии ИИ – создание автономных агентов, которые станут мейнстримом в последующие годы и кардинально усилят сегодняшние большие языковые модели. По экспертным оценкам они станут массовыми в течение ближайших 3–5 лет. Их повсеместное распространение позволит автоматизировать многие рабочие процессы, а также приведет к созданию сообществ автономных агентов, для которых языковая модель будет мозгом, а наш мир – средой функционирования. Такие агенты будут планировать свою деятельность, получать информацию (в виде текста, изображений с камер и сенсоров и т.д.), обрабатывать ее, а также записывать в краткосрочную и долгосрочную память. С использованием полученной информации автономный агент будет выбирать подходящие действия для текущей ситуации и оценивать их эффективность на основе обратной связи. Причем используемые генеративные трансформеры будут гигантскими – гораздо больше, чем GPT-4 с 1.7 трлн параметров. Перечень решаемых задач также будет расширяться, в том числе и за счет задач экономического прогнозирования и планирования.

Возможности и характеристики автономных агентов на базе языковых моделей:

- языковая модель является мозгом агента, а наш мир – средой функционирования;
- планирование;
- получение (текст, камеры, сенсоры) и обработка информации;
- выбор подходящего действия для текущей ситуации;
- оценивание эффективности на основе обратной связи;
- запись в краткосрочную и долгосрочную память;
- обратная связь от человека (недостаток – задержка на написания текста);
- обратная связь от модели;
- интеграция долгосрочного планирования и системы обработки обратной связи позволяет серьезно развивать агентов;

- модуль памяти: агент сам пишет подпрограммы для будущего исполнения;
- планирование через дебаты между агентами (устойчивый результат достигается через 3–4 итерации).

Аналитическая организация RAND Corporation выпустила новый материал с анализом возможностей Народно-освободительной армии Китая в использовании генеративных моделей с целью усиления влияния КНР в «борьбе с демократическими процессами, осуществляемыми под контролем США»¹.

В первую очередь предполагается активное применение генеративного ИИ для создания масштабной социальной сети ботов, которые будут имитировать полноценное общение большого количества «людей», неотличимых от реальных граждан. По данным RAND на сентябрь 2023 г. в Китае в стадии разработки находятся около 130 больших языковых моделей и в будущем они могут быть использованы для противодействия политике США по Тайваню и для вмешательства в предстоящие выборы американского президента в ноябре 2024 года.

Ниже приведены основные направления использования этих моделей, определенные исследователями RAND.

1. Ранее агенты влияния КНР платили влиятельным лицам из Тайваня за продвижение прокитайского контента, но такую активность было легко идентифицировать за счет того, что сообщения носили разовый характер и были приурочены к определенному событию. В свою очередь генеративные языковые модели смогут заметно увеличить нужный для Китая контент.

2. Для создания видимости обсуждения определенной темы использовалось большое количество фейковых аккаунтов, легко выявляемых за счет однотипности сообщений. Генеративные модели будут создавать как уникальные текстовые сообщения любой длины, так и аудио и видео файлы.

Также предполагается:

3. Формирование большого количества эмоциональных «личных» историй с целью воздействия на определенные социальные группы.

4. Создание текстового контента в стиле конкретных публичных лиц с целью введения в заблуждение целевой аудитории.

5. Генерация массового контента для корректировки результатов работы поисковых систем по определенным запросам.

RAND Corporation ожидает резкое повышение такой активности в текущем и последующих годах.

Таким образом, потенциал больших языковых моделей еще не раскрыт, а вот смогут ли они заменить традиционные методы моделирования и прогнозирования социально-экономических систем покажет время.

¹ <https://www.rand.org/pubs/testimonies/CTA3191-1.html>

МОДЕЛЬ НА ОСНОВЕ КОНЕЧНОЙ ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ И ЕЕ ПРИМЕНЕНИЕ ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ ПРОБЛЕМЫ НЕРАВЕНСТВА

Варшавский А.Е. (Москва)

Рассматриваются возможности использования разработанной автором модели, описываемой конечной функциональной последовательностью для исследования проблемы неравенства доходов (Варшавский, 2020, 2021, 2022, 2023, 2006 и др.). Модель обеспечивает достаточно высокую точность аппроксимации распределения дохода по равным группам населения, что подтверждается результатами эмпирических исследований и обосновывается теоретически. При этом предлагается новый показатель неравенства доходов, взаимосвязанный с квинтильным и децильным коэффициентами фондов, а также с коэффициентом Джини, с помощью которого можно рассчитать значения долей дохода 20% и 10% групп (квинтилей и децилей) для различных уровней неравенства.

Адекватность предложенной модели подтверждается полученными ранее результатами статистического анализа эмпирических данных о распределении доходов по 20% и 10%-ми группам населения на основе анализа определенных соотношений между величинами квинтилей и децилей. Проверка этих соотношений проведена по совокупности данных для большого числа стран. Полученные оценки подтверждают адекватность модели. Приведены зависимости распределения доходов по группам населения от уровня неравенства, а также оценки показателя неравенства для вариантов соотношений доходов между различными группами (например, когда доход 20% наиболее богатых равен доходу 60% бедных, доходу 40% среднего класса или доходу 80% остального населения, а также когда доход 10% самых богатых равен доходу 40%, 50% или 60% бедных, доходу различных групп среднего класса и др.).

Модель позволяет оценить закономерности изменения доли дохода равных групп населения в зависимости от уровня неравенства, выбрать и обосновать уровень оптимального (гармоничного) неравенства, а также диапазон уровня неравенства, за пределами которого значительно возрастают социальная напряженность и нестабильность в обществе.

С помощью модели возможно также исследовать зависимость размеров среднего класса от уровня неравенства доходов (доли дохода среднего класса в целом и отдельных его слоев в совокупном доходе). Эти результаты свидетельствуют об определенной стабильности доли дохода среднего класса в достаточно широком диапазоне изменения уровня неравенства доходов. Вместе с тем показано, что одновременно имеют место существенные отличия в характере зависимости доли дохода различных слоев среднего класса от уровня неравенства.

Разработана специальная диаграмма для ориентировочной оценки (при использовании медианного подхода), которая позволяет оценить размеры среднего класса

при различных его определениях по отношению к медиане доходов. Эта диаграмма может быть использована при разработке программы расширения размеров среднего класса до уровня, наблюдаемого в социально-ориентированных экономиках. С помощью модели можно показать, что в случае роста неравенства, когда его уровень становится выше определенного предела в результате безудержного стремления элиты к еще большему обогащению, средний класс в целом также начинает ощущать негативные последствия этого процесса и, соответственно, оказывает ему сопротивление, а при высоком уровне неравенства может стать инициатором изменения ситуации для большей части населения в направлении сокращения неравенства.

Полученные результаты свидетельствуют также о существенных различиях в изменении доли дохода различных слоев среднего класса в зависимости от уровня неравенства. При этом более значительные различия наблюдаются у наиболее богатого дециля (*D9*), доля дохода которого возрастает и при достаточно высоком уровне неравенства, что может способствовать нежеланию его отдельных представителей увеличивать ставку НДФЛ на высокие доходы (эти особенности должны учитываться в России, где необходим переход от высокого уровня неравенства (по оценке С.А. Айвазяна еще в 1997 г. индекс Джини был равен примерно 47) (Айвазян, 1997, 2012) к неравенству, типичному для социально-ориентированной экономики на основе установления прогрессивной ставки НДФЛ и совершенствования системы налогового администрирования.

С помощью модели можно обосновать уровень гармоничного неравенства, который характерен для стран с социально ориентированной экономикой, где происходит значительное перераспределение доходов путем прогрессивного налогообложения. Для этой цели предлагается использование гармонических пропорций. Рассматриваются три гармонические пропорции - в первую очередь, «золотое сечение» («божественная пропорция», как считал Лука Пачоли – математик, друг Леонардо да Винчи), а также «серебряное сечение» и «пластическое сечение». В работе используются возможности модели распределения доходов. Полученные с помощью модели оценки полностью корреспондируют с данными международных рейтингов (индекс социального прогресса - Social Progress Index и индекс социальной справедливости -Social Justice Index), они подтверждают целесообразность выбора уровня неравенства, характеризующегося показателем неравенства в диапазоне примерно 1,25- 1,33 (индекс Джини около 26-33), что характерно для стран с социально ориентированной экономикой.. Найденные для этого диапазона уровня неравенства соотношения доходов отдельных групп населения могут использоваться также в качестве норматива при разработке и реализации государственной политики, нацеленной на приведение неравенства доходов к гармоничному уровню. При этом, по-видимому, необходимо учитывать размеры территории и численность населения каждой страны.

Литература

- Айвазян С.А.* Модель формирования распределения населения России по величине среднедушевого дохода // Экономика и математические методы. 1997. Т. 33. Вып. 4.
- Айвазян С.А.* Анализ качества и образа жизни населения (эконометрический подход)- ЦЭМИ РАН:- М: Наука, 2012.-432 с.- (Экономическая наука современной России).- ISBN 978-5-02-037968-8.
- Варшавский А.Е.* Модель распределения доходов на основе конечной функциональной последовательности и ее применение для анализа неравенства // Экономика и математические методы. 2020. Т. 56. № 4. С. 20-31.
- Варшавский А.Е.* Использование гармонических пропорций для обоснования справедливого уровня распределения доходов // Экономика и математические методы, 2021. том 57, № 3. С. 5–16. DOI: 10.31857/S042473880016407-6.
- Варшавский А.Е.* Модель для анализа неравенства доходов на основе конечной функциональной последовательности (проблемы адекватности и применения). Компьютерные исследования и моделирование, 2022 Т. 14 № 3 С. 675-689. DOI: 10.20537/2076-7633-2022-14-3-675-689.\ УДК: 330.4.51-77/ Varshavsky A. E. A model for analyzing income inequality based on a finite functional sequence (adequacy and application problems). Computer Research and Modeling/ 2022 VOL. 14 NO. 3 P. e675-e689 DOI: 10.20537/2076-7633-2022-14-3-675-689. UDC: 330.4.51-77 (in English).
- Варшавский А.Е.* Средний класс: анализ зависимости размера от уровня неравенства доходов / Экономика и математические методы. 2023. Том 59, №3. С. 42-55. doi 10.31857/S042473880026990-8).
- Варшавский А.Е.* Значительное снижение неравенства доходов - важнейшее условие перехода к инновационной экономике, основанной на знаниях // Экономика и математические методы. 2007. № 4. С. 35-55.
- Варшавский А.Е.* Снижение неравенства доходов – важный фактор инновационного развития экономики России. В сб.: «Математика. Компьютер. Образование.» 2006. Вып 13, М., Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика».

К ВОПРОСУ ОБ ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫХ ПЕРЕМЕННЫХ И МОДЕЛЯХ

Елисеева И.И., Декина М.П. (Санкт-Петербург)

Научная специальность, введенная с 24 февраля 2021 г. под шифром 5.2.2., называется «Математические, статистические и инструментальные методы в экономике» (приказ Минобрнауки России №118). На наш взгляд, последняя составляющая паспорта научной специальности недостаточно проработана с точки зрения содержания.

В естественных науках инструментальные методы – это те, которые позволяют получить оценку процессов и явлений путем использования некоего инструмента:

спектрометра, термометра, тонометра и проч. В социальных и экономических науках к инструментальным относят те переменные, которые позволяют раскрыть сущность анализируемых переменных и взаимосвязи между ними. Нильс Бор был первым, кто обосновал взаимодействие между измерительным прибором и объектом как неотъемлемую часть процесса измерений и назвал её «принципом дополнительности». Развивая эту идею академик В.А. Фок писал: «... для проявления разных свойств атомного объекта нужны, вообще говоря, разные, притом взаимоисключающие, условия опыта. Такое положение вещей Бор обозначает термином «дополнительность»» (Фок, 1958: 599). В социальной и экономической сфере любое исследование осуществляется в обществе, в контексте множества значимых факторов. Недостаточно учитывать только целевые факторы, без учета макро-социальной среды. К тому же, эта среда подвижна, что отражает использованная Г.И. Саганенко категория «социальное время» (Саганенко, 2009: 27). Анализируя сочинения старшеклассников «Я через N лет», К.С. Дивисенко пришел к выводу, что материальное благополучие рассматривается как следствие будущей работы и всегда носит инструментальную ценность, обеспечивая реализацию материальных и духовных потребностей (Дивисенко, 2009:127). Упомянутое исследование было проведено в конце 1990-х – начале 2000-х. Вполне вероятно, что со следующим поколением, отстоящем лет на 25-30, сформировавшемся в ином социальном времени, материальное благополучие перейдет в разряд целевых переменных и будет трактоваться как самостоятельная ценность. На целевые переменные могут оказать влияние погодные условия, время года и даже время суток. Это отмечалось социологами в опросах о репродуктивных планах молодых семей: проводился ли опрос теплым солнечным летним днем или же в зимние сумерки, когда уставшей женщине хочется покоя и отдыха. Так что использование инструментальных переменных предполагает учет переменной, которая коррелирует с зависимой переменной, но не непосредственно, а через «объясняющие» переменные.

Одним из методов, который может рассматриваться как инструментальный, может быть многоуровневое моделирование, поскольку оценки параметров зависимости результата от факторов зависят от того, какая переменная положена в основу нулевого уровня (Goldstein, 2011). Трактовка многоуровневых моделей с позиций зависимости результатов от макроэкономической среды продемонстрирована нами на примере исследования дифференциации заработной платы. Традиционно одним их важнейших факторов дифференциации выступает вид экономической деятельности, в которой занят работник (Гимпельсон, Капелюшников, 2007). Построение многоуровневой модели заработной платы с выделением уровня «вид экономической деятельности» позволяет получить оценку вариации заработной платы за счет категории данного уровня. Включение в модель индивидуальных характеристик работников дает комплексную оценку факторов. Качество многоуровневой модели проверяется с помощью *LR*-теста,

который сравнивает модель обычной регрессии с многоуровневой моделью. На первом шаге могут быть построены так называемые «нулевые модели», т.к. эти модели содержат только выделенный уровень без каких-либо регрессоров. Расчет коэффициента *ICC* производится путем сравнения дисперсии остатков второго уровня с суммой дисперсии остатков второго и первого уровней. Тем самым измеряется вариация заработной платы за счет выделенного уровня. Возможны разные варианты выделения уровня, но спецификация модели при всех вариантах должна оставаться прежней, что позволяет наряду с подтверждением целесообразности использования этих моделей в анализе выполнить сравнение различных комбинаций уровней и трактовать уровни в качестве инструментальных переменных.

При исследовании дифференциации заработной платы в РФ на основе микроданных Выборочного наблюдения доходов населения и участия в социальных программах (ВНДН), ежегодно проводимого Федеральной службой государственной статистики, в качестве начальных уровней были использованы уровень образования, социально-профессиональная группа и субъект РФ (Декина, 2019). Целесообразность выделения в качестве уровней подтверждается и для таких характеристик, как тип населенного пункта, федеральный округ, гендерная принадлежность, семейное положение работника. Причем для различных федеральных округов и субъектов проявляются свои особенности. Построение нулевых моделей по материалам ВНДН-2021 позволило объяснить вариацию логарифма заработной платы на 24,5% за счет выделения уровня «социально-профессиональная группа», на 23,8% - «образование», 21,6% - «субъект РФ», 16,5% - «вид экономической деятельности».

На следующем шаге, помимо фактора уровня в модель включаются регрессоры. При рассмотрении различного набора факторов в модели заработной платы подтвердилось статистически значимое влияние возраста и квадрата возраста работника, но количественные оценки параметров при этих переменных ощутимо различались в зависимости от принятого уровня, что дает основание рассматривать уровни низших порядков в качестве инструментальных переменных.

Литература

- Декина М.П.* Заработная плата в России: соответствие общественной оценке труда / под науч. ред. чл.-кор. РАН И.И. Елисеевой. СПб.: Изд-во СПбГЭУ, 2019. 187 с.
- Дивисенко К.С.* Биографический фонд как исследовательский ресурс социокультурных изменений./ Петербургская социология сегодня. Сборник научных трудов Социологического института РАН.-СПб, Нестор-История, 2009. – С. 113-130.
- Заработная плата в России: эволюция и дифференциация / под ред. В.Е. Гимпельсона, Р.И. Капелюшниковой. М.: Издательский дом ГУ ВШЭ, 2007. 575 с.

- Саганенко Г.И. Микро- и макросреда в методологии эмпирических исследований./ Петербургская социология сегодня. Сборник научных трудов Социологического института РАН. – СПб, Нестор-История, 2009.- С. 13-40.
- Фок В.А. Замечания к статье Бора о его дискуссии с Эйнштейном./ Успехи физических наук, 1958, т. LXVI, вып. 4. – С. 599-602.
- Goldstein H. Multilevel statistical models. 4th ed. Chichester: John Wiley & Sons, 2011. 384 p.

ПОСТРОЕНИЕ КЛАСТЕРОВ ВЫСОКОЙ ПЛОТНОСТИ ПОЛНОСВЯЗНОЙ НЕЙРОСЕТЬЮ С КУСОЧНО-ЛИНЕЙНОЙ ФУНКЦИЕЙ АКТИВАЦИИ

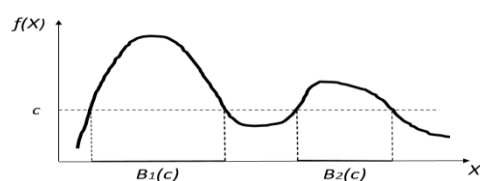
Коваленко А.П., Перминов А.И. (Москва)

Модель кластеров высокой плотности, предложенная в начале 70-х годов Г. Бокком (Bock, 1974) и Дж. Хартиганом (Hartigan, 1975), относится к числу фундаментальных вероятностных моделей, используемых для доказательства состоятельности прикладных алгоритмов кластерного анализа. В начале 80-х годов, Л. Деврой и Т. Вагнер (Devroye, Wagner, 1977, 1980) опубликовали работы с доказательством строгой асимптотической состоятельности непараметрических оценок плотности: гистограммной, k_n -ближайших соседей, ядерной; позднее эти работы были объединены в монографию, посвященную непараметрическому оцениванию плотности. На основе этих результатов М. Вонг и Т. Лейн (Wong, Lane, 1981) предложили состоятельный алгоритм построения кластеров уровня плотности, основанный на оценке k_n -ближайших соседей и реализующий схему иерархических методов кластеризации. Этот алгоритм был включен в набор иерархических методов статистического пакета прикладных программ SAS под названием «вероятностный метод». Однако практическое применение этого метода ограничивается лишь небольшими значениями размерности исходного пространства признаков и объема выборки из-за необходимости выполнения большого числа операций по вычислению значений метрики и сортировок или же большого объема памяти для хранения промежуточных значений. Кроме того, последующее применение полученных кластеров для решения задачи классификации требует хранения всей обучающей выборки.

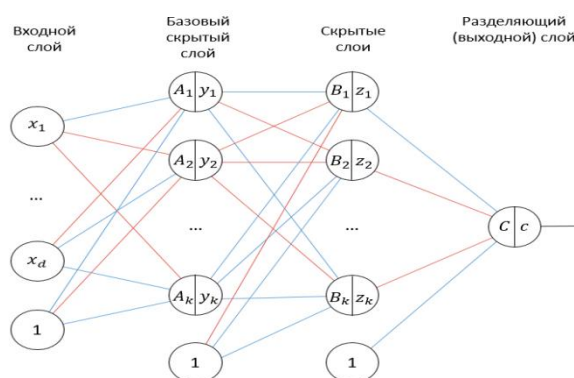
В докладе предлагается подход к построению кластеров высокой плотности, основанный на применении полносвязной нейронной сети (другие названия: многослойный перцептрон Розенблата, прямоточная нейронная сеть) с кусочно-линейной функцией активации. На практике обычно используется функция $ReLU(x) = \max(0, x)$. Однако в примерах, иллюстрирующих наш подход, будем использовать модуль-функцию $abs(x)$.

Пусть $f(X)$, $X \in \mathbf{R}^d$, - плотность распределения вероятностей, заданная в d -мерном евклидовом пространстве. Кластерами высокой плотности уровня $c > 0$ называется совокупность максимальных связных компонентов множества $\mathbf{B}(c) = \{X : f(X) > c\}$.

Пусть число таких компонентов равно M , тогда $\mathbf{B}(c) = \{B_1(c), B_2(c), \dots, B_M(c)\}$. Следующий рисунок иллюстрирует это определение.



Пусть X есть точка d -мерного пространства с координатами $X = (x_1, x_2, \dots, x_d) \in \mathbf{S} = [a, b]^d$, где \mathbf{S} – компакт. Тогда полносвязная нейронная сеть, состоящая из входного слоя, двух скрытых слоев размера k и выходного слоя может быть представлена в следующем виде:



где $A_i(x_1, x_2, \dots, x_d) = a_{0i} + \sum_{j=1}^d a_{ji} \cdot x_j$, $y_i = \text{abs}(A_i)$, $i = 1 \dots k$,

$$B_i(y_1, y_2, \dots, y_k) = b_{0i} + \sum_{j=1}^k b_{ji} \cdot y_j, z_i = \text{abs}(B_i), i = 1 \dots k,$$

$$C(z_1, z_2, \dots, z_k) = c_0 + \sum_{j=1}^k c_j \cdot z_j,$$

$$c(x_1, x_2, \dots, x_d) = C(z_1, z_2, \dots, z_k)$$

Таким образом, полносвязная нейросеть с кусочно-линейной функцией активации представляет собой суперпозицию заданных на компакте кусочно-линейных непрерывных функций (выходов нейронов скрытых слоев) и поэтому сама является непрерывной и кусочно-линейной функцией.

Этот класс функций обладает следующими известными свойствами. Во-первых, для любой непрерывной функции, заданной на компакте, может быть построена ее ε -аппроксимация полносвязной нейросетью. Во-вторых, при построении нейросети автоматически строится иерархическое (по слоям) разбиение компакта на $O(k^{dl})$ ячеек, где k - число нейронов в скрытых слоях (предполагается одинаковым), l - число скрытых слоев, $k > d$. В-третьих, для вычисления значения нейросети в точке требуется

выполнение только «быстрых» операций вычисления скалярных произведений векторов и операций сравнения.

В то же время, для построения аппроксимирующей нейросети («обучения» нейросети) необходимо решить сложную оптимизационную задачу в пространстве параметров большой размерности. Решению этой задачи посвящена обширная литература, далее будем предполагать, что имеется достаточно эффективный алгоритм ее решения.

Сформируем комбинированный набор данных $\{(X_i, Y_i)\}$ мощностью $2n$, где X_i , $i = 1, 2, \dots, n$, - н.о.р.с.в из \mathbf{R}^d с неизвестной плотностью распределения $f(X)$ (исходный набор данных для кластеризации), и для них положим $Y_i = 1$. Остальные X_i , $i = n + 1, n + 2, \dots, 2n$, которые будем называть «фоном», сгенерируем дополнительно как н.о.р.с.в из \mathbf{R}^d с равномерной плотностью распределения $p(X)$, заданной на компакте \mathbf{S} , и для них положим $Y_i = 0$. Далее по этому набору данных построим аппроксимирующую полносвязную нейросеть $c_n^*(X)$ как решение оптимизационной задачи:

$$\sum_{i=1}^{2n} (c_n(X_i) - Y_i)^2 \rightarrow \min, \quad (1)$$

где оптимизация осуществляется по всем полносвязным нейросетям с общим числом нейронов, не превышающим некоторого наперед заданного $K = kl$.

Пусть в результате построения нейросети $c_n^*(X)$ получено разбиение компакта $\mathbf{S} = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$. Рассмотрим кусочно-постоянную функцию $h_n(X)$, принимающую постоянные значения в ячейках разбиения \mathbf{S} , и решим для нее оптимизационную задачу:

$$\sum_{i=1}^{2n} (h_n(X_i) - Y_i)^2 \rightarrow \min. \quad (2)$$

Решать задачу (2) можно отдельно для каждой ячейки. Пусть $X \in S_r$. После дифференцирования получим

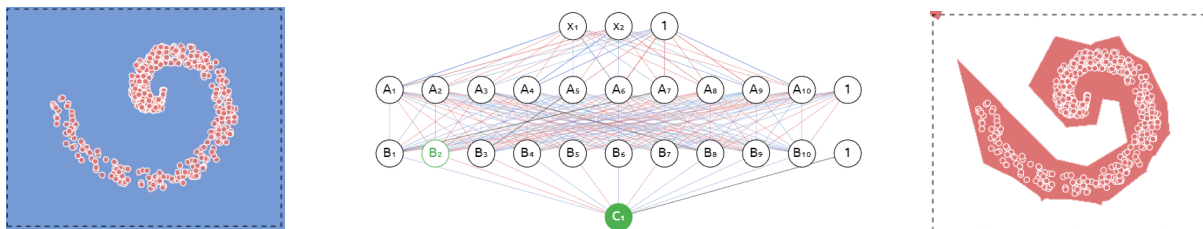
$$h_n^*(X) = \frac{n_1(X)}{n_1(X) + n_0(X)}, \quad \text{где } n_1(X) = \sum_{i=1}^n I_{\{X_i \in S_r\}}, \quad n_0(X) = \sum_{i=n+1}^{n+m} I_{\{X_i \in S_r\}}.$$

Рассмотрим гистограммные оценки плотности $f_n(X) = \frac{n_1(X)}{n \cdot \mathbf{V}(S_r)}$ и $p_n(X) = \frac{n_0(X)}{n \cdot \mathbf{V}(S_r)}$, где $\mathbf{V}(S_r)$ – мера ячейки S_r . Тогда $h_n^*(X) = \frac{f_n(X)}{f_n(X) + p_n(X)}$. Зададим порог $0 \leq \beta < 1$ и тогда соотношение $h_n^*(X) > \beta$, которое после преобразования примет вид $f_n(X) > \frac{\beta}{1-\beta} p_n(X)$, можно использовать для выделения из множества \mathbf{S} ячеек высокой плотности, которые образуют выборочные кластеры высокой плотности. Однако для ответа на вопрос, принадлежит ли вновь поступившее наблюдение области высокой плотности, необходимо хранить список ячеек высокой плотности, число которых растет экспоненциально с ростом числа нейронов K и слоев l сети, или всякий раз прогонять все выборку через сеть. Также для обеспечения состоятельности гистограммной оценки плотности необходимо, чтобы с ростом объема выборки также росло и число нейронов сети.

Результаты работы (Devroye et al, 1996) позволяют предположить, что при соответствующем асимптотическом росте числа нейронов имеет место соотношение:

$$(h_n^*(X) - c_n^*(X))^2 \rightarrow 0 \quad \text{по вероятности при } n \rightarrow \infty. \quad (3)$$

В таком случае для решения о принадлежности нового наблюдения X области высокой плотности достаточно проверить выполнение неравенства $c_n^*(X) > \beta$, что представляет собой гораздо более простую с вычислительной точки зрения операцию, чем вычисление $h_n^*(X)$. Соотношение (3) подтверждается экспериментами, проводившимися, правда, при небольших размерностях исходного пространства. Ниже приводятся графические результаты одного из таких экспериментов при $d = 2$, $K = 20$, $l = 2$, $n = 1000$. На левом рисунке показано распределение точек выборки, на правом – область высокой плотности, построенная представленной на рисунке в центре нейросетью при $c_n^*(X) > 0.3$. При увеличении порога область высокой плотности «сжимается», одновременно увеличивается число точек выборки, выпадающих в область «низкой» плотности, то есть «фона».



Литература

- Bock H.H.* Automatische Klassifikation. Theoretische und praktische Methoden zur Gruppierung und Strukturierung von Daten (Clusteranalyse). Goettingen: Vanderhoeck& Ruprecht, 1974.
- Devroye L., Wagner T.J.* The strong uniform consistency of nearest neighbor density estimates. The Annals of Statistics, 1977. V.5, 3, pp.536-540.
- Devroye L., Wagner T.J.* The strong uniform consistency of kernel density estimates. 5th Int. Symp. on Multivariate Analysis. N.Y., 1980, pp.59-77.
- Devroye L., Laszlo Györfi L., Lugosi G.* A Probabilistic Theory of Pattern Recognition. N.Y.: Springer-Verlag, 1996.
- Hartigan J.* Clustering algorithms. N.Y.: Wiley, 1975.
- Wong M.A., Lane T.* A kth nearest neighbor clustering procedure. Comput. Sci. and Statist. Proc. 13th Symp. Interface, Pittsburg, 1981. N.Y., 1981, pp.308-311.

STOCHASTIC MAPPINGS FORM AN ALGEBRA WITH HYPERIDENTITIES

Movsisyan Yu.M. (Yerevan)

Binary algebra $(Q; \Sigma)$ is called convexor, if there exists an indexation of Σ by numbers of $(0, 1) \subseteq \mathbb{R}$ such that $\Sigma = \{A\alpha = \alpha \mid \alpha \in (0, 1)\}$ and the following identities are satisfied:

$$\begin{aligned}\alpha(x, x) &= x, \\ \alpha(x, y) &= (1 - \alpha)(y, x) \\ \alpha(\beta(x, y), z) &= \alpha\beta\left(x, \frac{\alpha(1 - \beta)}{1 - \alpha\beta}(y, z)\right)\end{aligned}$$

for all $\alpha, \beta \in (0, 1)$ and $x, y, z \in Q$.

The set of all stochastic mappings from A to B forms a convexor, if for any two such mappings ϕ, ψ we define:

$$\alpha(\phi, \psi)(x, y) = \alpha\phi(x, y) + (1 - \alpha)\psi(x, y)$$

for any $(x, y) \in A \times B$.

Any convex subset of affine space becomes a convexor, if we define:

$$\alpha(x, y) = \alpha x + (1 - \alpha)y;$$

Any semilattice $Q(+)$ forms a convexor, if we define:

$$\alpha(x, y) = x + y,$$

for every $\alpha \in (0, 1)$.

Any convexor satisfies the following hyperidentities:

$$\begin{aligned}X(x, Y(y, z)) &= Y(X(x, y), X(x, z)), \\ X(Y(x, y), z) &= Y(X(x, z), X(y, z)), \\ X(x, x) &= x.\end{aligned}$$

Theorem 1. *The lattice of ideals of any convexor is isomorphic to the lattice of ideals of some semilattice.*

Theorem 2. *Any ideal of every convexor is an intersection of simple ideals.*

Theorem 3. *The lattice of ideals of finitely-generated convexor is finite.*

References

Skornyakov L.A. Stochastic algebra, Soviet Math. (Iz. VUZ), 1985. 29:7, 1-12.

Romanovska A.B., Smith J.D.H. Modal theory, Heldermann Verlag, Berlin, 1985.

Movsisyan Yu.M. Hyperidentities: Boolean and De Morgan Structures, World Scientific Publishing.

RECONSTRUCTION OF CONVEX BODIES BY PROBABILISTIC METHODS¹

Ohanyan V.K. (Yerevan)

Complicated geometrical patterns occur in many areas of science. Their analysis requires creation of mathematical models and development of special mathematical tools. The corresponding area of mathematical research is called Stochastic Geometry (see (Gardner, 2006)). Among more popular applications are Stereology and Tomography (see (Ohanyan, Martirosyan, 2023; Gardner, 2006; Ohanyan, Martirosyan, 2024; Ohanyan, 2008)). The most popular application of Stochastic Geometry is the tomography. Reconstruction of a body over its cross sections is one of the main tasks of geometric tomography, a term introduced by R. Gardner (Gardner, 2006). If $D \subset \mathbb{R}^n$ (\mathbb{R}^n is n -dimensional Euclidean space) is intersected by a k -flat, then arises a k -dimensional section that contains some information on D . A natural question arises whether it is possible to reconstruct D , if we have a subclass of k -dimensional crosssections. The recognition of bounded convex bodies D by means of random k -flats intersecting D is one of the interesting problems of Geometric tomography. These all problems have applications in Medicine Tomography (see (Gille, Aharonyan, Harutyunyan, 2009)).

References

- Gardner R.J.* Geometric Tomography, Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2nd edition, New York. 2006.
- Gille W., Aharonyan N.G. and Harutyunyan H.S.* Chord length distribution of pentagonal and hexagonal rods: relation to small-angle scattering, Journal of Applied Crystallography, 2009. 42, pp. 326-328.
- Ohanyan V.K.* Combinatorial principles in Stochastic Geometry: A Review. Journal of Contemporary Mathematical Analysis, 2008. 43, no. 1, 44-60.
- Ohanyan V.K. and Martirosyan D.M.* On intersection probabilities of four lines inside a planar convex domain, Journal of Applied Probability, London, Cambridge University Press, 2023. vol. 60, pp. 504-527.
- Ohanyan V.K. and Martirosyan D.M.* On the Euclidean distance between two Gaussian points and the normal covariogram of \mathbb{R}^d , Journal of Contemporary Mathematical Analysis, 2024. 59, no. 1, pp. 54-63.

¹ The investigation is done with partial support by the Mathematical Studies Center at Yerevan State University.

СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ МНОГОМЕРНЫХ ДВОИЧНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Харин Ю.С., Шибалко С.А. (Минск)

Многомерные временные ряды являются одной из распространенных форм представления экономико-статистических данных при анализе динамики реальных процессов. В настоящее время теория статистического анализа временных рядов используются в экономике, информатике, эпидемиологии, финансах и других областях. Большинство методов статистического анализа разработано для непрерывных временных рядов. Однако цифровизация экономики и всего окружающего мира ведет к увеличению статистических данных, регистрируемых в дискретном пространстве состояний. Для математического описания таких данных в динамике используются дискретные, в том числе двоичные, временные ряды. Обзор современного состояния в области статистического анализа дискретных временных рядов представлен в (Fokianos, Fried, Kharin, Voloshko, 2022).

Примем обозначения: \mathbb{Z} – множество целых чисел, \mathbb{R}^k – k -мерное евклидово пространство, $V = \{0,1\}$ – двоичный алфавит, \mathbb{N} – множество натуральных чисел, штрих у матрицы – символ транспонирования. Определим на вероятностном пространстве (Ω, \mathcal{F}, P) N -мерный ($N \in \mathbb{N}$) двоичный временной ряд $X_t = (x_{t1}, \dots, x_{tN})' \in V^N$, порожденный семейством условных распределений вероятностей:

$$P\{X_t = J_t \mid \mathcal{F}_{t-1}\} = P\{X_t = J_t \mid X_{t-1} = J_{t-1}, \dots, X_{t-s} = J_{t-s}\}, t \in \mathbb{Z}, \quad (1)$$

где $x_{tl} \in V$ – двоичная (бинарная) случайная величина, задающая компоненту номер l временного ряда в дискретный момент времени $t \in \mathbb{Z}$, $\mathcal{F}_{t-1} = \sigma\{X_\tau : \tau \leq t-1\}$ – σ -алгебра случайных событий, порожденных указанными в скобках случайными векторами, $J_t = (j_{tl}) \in V^N$ – значение двоичного случайного вектора X_t в момент времени $t \in \mathbb{Z}$, s – глубина предыстории, $s \in \mathbb{N}$. Одним из примеров такого ряда является последовательность, получаемая при проведении опросов физических или юридических лиц в динамике, когда каждый из N вопросов предусматривает только два возможных ответа.

В докладе рассматривается ситуация, когда при фиксированной s -предыстории $X_{t-1} = J_{t-1}, \mathbf{K}, X_{t-s} = J_{t-s}$ случайные величины x_{t1}, \dots, x_{tN} условно независимы:

$$\begin{aligned} & P\{X_t = J_t \mid X_{t-1} = J_{t-1}, \mathbf{K}, X_{t-s} = J_{t-s}\} = \\ & = \prod_{l=1}^N P\{x_{tl} = j_{tl} \mid X_{t-1} = J_{t-1}, \mathbf{K}, X_{t-s} = J_{t-s}\}, J_t = (j_{tl}) \in V^N, \end{aligned} \quad (2)$$

где условное распределение l -го бита x_{tl} при условии, что фиксирована s -предыстория, представимо в виде:

$$P\{x_{tl} = j_{tl} \mid X_{t-1} = J_{t-1}, \mathbf{K}, X_{t-s} = J_{t-s}\} = \begin{cases} p_l(J_{t-1:t-s}), & j_{tl} = 1, \\ 1 - p_l(J_{t-1:t-s}), & j_{tl} = 0; \end{cases} \quad (3)$$

здесь $J_{t-1:t-s} = (J'_{t-1}, J'_{t-2}, \dots, J'_{t-s})' \in V^{Ns}$ – составной двоичный вектор-столбец s -предыстории. Заметим, что условная независимость (2) в общем случае не эквивалентна безусловной независимости, так что компоненты x_{t1}, \dots, x_{tN} зависимы между собой через общую для них предысторию.

Таким образом, вероятностная модель (1)-(3) полностью задается N функциями от $N \cdot s$ переменных каждая. Из-за «проклятия размерности» для уменьшения потребления памяти компьютера и времени работы алгоритмов оценивания параметров модели необходимо использовать малопараметрические модели. (Харин, 2008).

Для l -ой ($l=1, \dots, N$) компоненты в докладе определены следующие малопараметрические модели (индекс компоненты l опущен для упрощения обозначений).

1) Малопараметрическая модель на основе базисных функций:

$$p = p(J_{t:t-s+1}) = F\left(\sum_{k=1}^m b_k \psi_k(J_{t:t-s+1})\right), J_{t:t-s+1} \in V^{Ns}, \quad (4)$$

где F – некоторая дважды непрерывно дифференцируемая функция распределения $0 < F(x) < 1$, $B = (b_k) \in \mathbb{R}^m$ – вектор столбец неизвестных параметров модели, $\psi_k(J_{t:t-s+1})$ – семейство линейно независимых на V^{Ns} базисных функций. Модель (4) имеет всего $m < m^+ = 2^{Ns}$ неизвестных параметров. Однако главная проблема этой модели заключается в правильном выборе базисных функций $\psi_k(J_{t:t-s+1})$, от их выбора зависит точность полученной модели.

2) Малопараметрическая нейросетевая модель (Харин, 2021):

$$p = p(J_{t:t-s+1}) = F\left(\sum_{k=1}^m b_k F_k\left(\sum_{l=1}^{Ns} a_{kl} j_l\right)\right), \quad (5)$$

где F – некоторая дважды непрерывно дифференцируемая функция распределения $0 < F(x) < 1$, F_1, \dots, F_m – некоторые заданные абсолютно непрерывные функции распределения, эти функции также называют функциями активации, $B = (b_k) \in R^m$ и

$A_k = (a_{k,1}, \dots, a_{k,ns})' \in R^{Ns}$, $k = 1, \dots, m$ – неизвестные вектор-столбцы коэффициентов модели. Таким образом, модель для l -ой компоненты описывается двухслойной искусственной нейронной сетью с Ns входами, одним выходом, m нейронами на первом слое и одним нейроном на втором слое. Модель (5) имеет $m(Ns + 1)$ неизвестных

параметров, однако решает проблемы выбора базисных функций $\psi_k(J_{t:t-s+1})$, аппроксимируя их с помощью искусственной нейронной сети. Также модель (5) обладает свойством универсальности: при увеличении параметра m она позволяет достичь заданной точности аппроксимации любой непрерывной функции связи.

Теорема. Векторный двоичный временной ряд X_t , описываемый моделями (4), (5) является N -мерной однородной эргодической цепью Маркова порядка s .

Для оценивания вектора параметров B моделей (4), (5) в докладе применяется FBE-метод, основанный на многомерных частотах (Харин, 2019), с помощью которого построена статистическая оценка \hat{B} . Для этой оценки доказана состоятельность, т.е. сходимость по вероятности к истинному значению B^0 :

$$\hat{B} \xrightarrow{P} B^0.$$

Для построения статистической оценки вектор-столбцов $\{\hat{A}_i\}$

$A_i = (a_{i,1}, \dots, a_{i,ns})' \in R^{Ns}, i = 1, \dots, m$ параметров модели (5) в докладе приведен итерационный алгоритм градиентного спуска.

Для оцененной модели (5) $\hat{p} = \hat{p}(J_{t:t-s+1}) = F(\sum_{k=1}^m \hat{b}_k F_k(\sum_{l=1}^{Ns} \hat{a}_{kl} j_l))$ в докладе доказана состоятельность, т.е. сходимость по вероятности к истинной модели

$$p^0 = p^0(J_{t:t-s+1}) = F(\sum_{k=1}^m b_k^0 F_k(\sum_{l=1}^{Ns} a_{kl}^0 j_l)):$$

$$\hat{p}(J_{t:t-s+1}) \xrightarrow{P} p^0(J_{t:t-s+1}), J_{t:t-s+1} \in V^{Ns}.$$

В докладе приведены результаты экспериментов на модельных и реальных экономических данных, показавшие применимость в прикладных задачах.

Литература

- Харин Ю.С. Нейросетевые модели биномиальных временных рядов в задачах анализа данных / Ю.С. Харин // Докл. Нац. акад. наук Беларуси. – 2021. – Т. 65, № 6. – С. 654-660. <https://doi.org/10.29235/1561-8323-2021-65-6-654-660>.
- Харин Ю.С. Оптимальность и робастность в статистическом прогнозировании / Ю.С. Харин - Минск: БГУ, 2008. - 263 с:
- Харин Ю.С. Семибиномиальные условно нелинейные авторегрессионные модели дискретных случайных последовательностей: вероятностные свойства и статистическое оценивание параметров / Ю.С. Харин, В.А. Волошко // Дискрет. математика. – 2019. – Вып. 31, № 1. – С. 72-98.
- Fokianos K., Fried R., Kharin Yu., Voloshko V. Statistical analysis of multivariate discrete-valued time series. Journal of Multivariate Analysis, 2022, vol. 188, pp. 104805. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2021.104805>.

СЕКЦИЯ 1. МНОГОМЕРНЫЙ СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ И ЭКОНОМЕТРИКА

COMPARATIVE ANALYSIS OF PROFITABILITY OF COMMERCIAL BANKS¹

*Avagyan G.A., Avanesyan M.K., Avetisyan A.G.,
Kharatyan M.A., Vardanyan A.G. (Yerevan)*

Present paper is devoted to the study of the profitability of the system of financial institutions using the DuPont model of financial analysis given in (Saunders, 2000). Works using various methods of analysis and, in particular, based on the application of the DuPont model, are devoted to studying the activities of the system of financial institutions in order to study their profitability and efficiency. The effectiveness of the DuPont model is explained by the fact that it allows to measure the effectiveness of return on equity (ROE) depending on the return on assets (ROA) and financial leverage multiplier (FLM). Financial information about the bank's activities is available in the bank's reports provided on the bank's web page. The work provides sources of quarterly information on the bank's activities, as well as the nature of changes in the determinants characterizing the bank's financial activities.

Data used

The data used is quarterly data on the activities of 17 commercial banks operating in the Republic of Armenia for the period 2011–2023.

Determinants of the DuPont model characterizing bank activities

The variables were studied as determinants for the bank activity assessment. Basic definitions and notations are taken from (Shirgba Timothy, 2022).

Definition 1. The variable that determines the level of profitability of the bank (ROA) and its ability to generate profit is used as one of the main variables of the DuPont model. To measure the after-tax income that a company receives, it is used as an estimate of after-tax return on assets. $ROA = \text{Net Income} / \text{Average Assets}$ or $ROA = \text{Net Income} / \text{End of Period Assets}$.

Definition 2. ROE variable, which allows to evaluate the efficiency of the bank's use of its own corporate funds. ROE Return on Equity measures the return on investment.

$ROE = \text{Net Income} / \text{Shareholders' Equity}$.

Definition 3. The financial leverage multiplier (FLM) allows to assess the amount of risk that a financial institution poses to creditors. By definition, the FLM equity multiple allows lenders and investors to determine how leveraged an organization is.

The formula for the financial leverage multiplier (FLM) is calculated as follows:

$\text{Equity Multiplier} = \text{Total Assets} / \text{Total Shareholders' Equity}$.

¹ The research has been implemented due to scientific supervision of Prof., Dr. Aram Arakelyan.

DuPont model

The Dupont model used to assess return on capital depending on return on assets and financial leverage multiplier is presented in the form of:

$$ROE_t = \alpha_0 + \alpha_1 ROA_t + \alpha_2 FLM_t .$$

Scenario analysis

Scenario analysis based on the Dupont model was carried out for the purpose of financial analysis and identifying the degree of influence of shocks ROA and FLM on return on equity. An analysis of DuPont models of 17 commercial banks operating in the Republic of Armenia for the period 2011–2023 showed the following.

1. The degree of influence of ROA and FLM on ROE differs between banks.
2. The sensitivity of ROE to changes in ROA and FLM showed the following. An analysis of the financial sensitivity of return on equity ROE depending on changes in ROA and FLM, carried out within certain limits, made it possible to compare sensitivity of ROE to changes from OA and FLM.
3. An analysis of situations involving shocks to ROA and FLM on return on equity was carried out. The results of the analysis of the sensitivity of 17 commercial banks operating in the Republic of Armenia for the period 2011–2023 to ROA and FLM shocks are different from each other.

Panel analysis of banks

Panel analysis of the DuPont model of commercial banks allowed to implement cross-banking analysis of 17 commercial banks operating in the Republic of Armenia for the period 2011-2023.

References

- Saunders A.* Management of Financial Institutions, Third Edition, McGraw Hill, 2000.
- Shirgba Timothy A.* A study of financial performance using DuPont analysis in a supply chain, The international Journal of Business & management, 2022.

ON THE ASSESSING IMPACT OF THE PRESS-RELEASES OF THE BANK OF RUSSIA ON INTEREST RATES WITH THE HETEROGENEITY-BASED APPROACH

Bannikova V.A. (Moscow)

Information policy of the Bank of Russia is continuously evolving towards more clear and simple communication with a broad audience. The communication framework is still heterogeneous over time. For example, starting from the meeting on April 23, 2021 each press-release is accompanied with a medium-term forecast containing information on the future path of interest rates. From the practical point of view, it is not evident which reason determines the expectation formation mechanism and behavior of the investors and banks as well.

This paper contributes to the broad research field applied to Russian financial data as well.

In order to assess monetary and information surprises the principal component method (PCA) with subsequent rotation (Gurkaynak et al., 2005) has been employed in several Russian studies. (Evstigneeva et al., 2022; Evstigneeva et al., 2023) used daily data on the changes of the indicative interest rate ROISfix, index OFZ in the window of the day of the press-release. They assess surprises related to unexpected decisions and future decisions due to the CB communication and then use the estimates to model causal relationships between the communication of the CB and the reaction of the financial market. With daily data on the various indicators (Abramov et al., 2022) assess the impact of monetary policy factors on the yield curve of OFZ and on the fundamental macroeconomic variables. However, changes in the financial variables in the window of the day of the press-release are used without identification: the change between interest rates on the day of the decision and the previous day is not necessarily statistically significant: 1) at least, 20% of decisions during the period 12/2014 – 12/2023 are totally expected by experts and values of changes are not close to zero as might be supposed, 2) lower frequency (daily instead of intraday) data may capture variation which is not associated with the monetary information.

In order to ameliorate the disadvantages we address the problem in terms of heteroskedasticity-based approach. We modify the method presented in (Bu et al, 2021) by adding the path shock in the problem statement. One more advantage of the method is that we can estimate parameters of variance changes on the day of press-release which is possible by GMM-estimator. It allows us to state a question on the shocks determining the interest rate changes in the window of monetary event: when these shocks arise. Next good thing on the method is that we can use the heteroskedasticity of the events to estimate changes in the yield curve due to the publication of the key rate path forecasts. In other words, we also use variation in the data for the CBR press-releases single and accompanied by the publication of the medium-term forecasts (on the fundamental macroeconomic variables only and on the key rate as well) and interim meetings with less communication.

First, we estimate the following system of equations using the heteroskedasticity-based identification and CUE-GMM as the estimation method:

$$\begin{cases} \Delta rois1w_t = m_t + u_t, \\ \Delta ofz36m_t = \alpha m_t + f_t + u_t, \\ \Delta ofzXm_t = \beta m_t + \theta f_t + u_t. \end{cases} \quad (1)$$

where m_t – unexpected monetary policy change, f_t – path shock, u_t – slowly adjusted determinant of the yield curve changes (for example, risk premium or measurement error). We use the data from (Evstigneeva et al., 2022): daily changes in the indicative ROISfix rate over a horizon of 1-week ($\Delta rois1w_t$), daily changes in the OFZ index at the maturities from 3 months to 10 years ($\Delta ofzXm_t$). We also exclude dates of unscheduled meetings. As $\Delta rois1w_t$ is highly correlated with the consensus forecast error (Evstigneeva et al., 2022) we interpret this variable as unexpected key rate change. We also exploit the fact that medium-term forecasts cover

approximately 3 years and (Abramov et al., 2022) find the relationship of the non-monotonous reaction of the yield curve to monetary policy with this maturity ($X = 36m$).

Let's go to covariance matrices for the series $(\Delta rois1w_t', \Delta ofz36m_t', \Delta ofzXm_t')$ in the widow of the day of the press-release (cov_1) and of the previous day (cov_0):

$$cov_1 = \begin{pmatrix} \sigma_m^2 + \sigma_u^2 & \alpha\sigma_m^2 + \sigma_u^2 & \beta\sigma_m^2 + \sigma_u^2 \\ \alpha\sigma_m^2 + \sigma_u^2 & \alpha^2\sigma_m^2 + \sigma_f^2 + \sigma_u^2 & \alpha\beta\sigma_m^2 + \theta\sigma_f^2 + \sigma_u^2 \\ \beta\sigma_m^2 + \sigma_u^2 & \alpha\beta\sigma_m^2 + \theta\sigma_f^2 + \sigma_u^2 & \beta^2\sigma_m^2 + \theta^2\sigma_f^2 + \sigma_u^2 \end{pmatrix}, \quad (2)$$

$$cov_0 = \begin{pmatrix} \tilde{\sigma}_m^2 + \sigma_u^2 & \alpha\tilde{\sigma}_m^2 + \sigma_u^2 & \beta\tilde{\sigma}_m^2 + \sigma_u^2 \\ \alpha\tilde{\sigma}_m^2 + \sigma_u^2 & \alpha^2\tilde{\sigma}_m^2 + \tilde{\sigma}_f^2 + \sigma_u^2 & \alpha\beta\tilde{\sigma}_m^2 + \theta\tilde{\sigma}_f^2 + \sigma_u^2 \\ \beta\tilde{\sigma}_m^2 + \sigma_u^2 & \alpha\beta\tilde{\sigma}_m^2 + \theta\tilde{\sigma}_f^2 + \sigma_u^2 & \beta^2\tilde{\sigma}_m^2 + \theta^2\tilde{\sigma}_f^2 + \sigma_u^2 \end{pmatrix}, \quad (3)$$

where $\sigma_m^2 = var(m_t)$, $\sigma_f^2 = var(f_t)$, $\sigma_u^2 = var(u_t)$, a $cov(m_t, f_t) = 0, cov(m_t, u_t) = 0, cov(u_t, f_t) = 0$.

We would like to estimate the elements of the matrix $S = cov_1 - cov_0$, using notations $\lambda_0 = \sigma_m^2 - \tilde{\sigma}_m^2$ and $\lambda_1 = \sigma_f^2 - \tilde{\sigma}_f^2$:

$$S = \begin{pmatrix} S_{11} & S_{12} & S_{13} \\ S_{21} & S_{22} & S_{23} \\ S_{31} & S_{32} & S_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_0 & \alpha\lambda_0 & \beta\lambda_0 \\ \alpha\lambda_0 & \alpha^2\lambda_0 + \lambda_1 & \alpha\beta\lambda_0 + \theta\lambda_1 \\ \beta\lambda_0 & \alpha\beta\lambda_0 + \theta\lambda_1 & \beta^2\lambda_0 + \theta^2\lambda_1 \end{pmatrix}. \quad (4)$$

We find that m_t affects predominantly the 3-month interest rate and f_t – the interest rates at the maturity more than 1 year¹. It is consistent with previous research (Abramov et al., 2022). However, if we identify f_t with midterm yields (3-year, 5-year, 7-year OFZ) we find that the shocks are associated with different time points: $\lambda_0 > 0, \lambda_1 < 0$ which means that m_t is related to the CB information and f_t arises before the decision. We interpret it as an information shock which reflects non-monetary information which determines the yield curve on the day of the CB decision.

Second, we estimate the following model:

$$\begin{cases} \Delta ofz3m_{\tau_1} = m_{\tau_1} + u_{\tau_1}, \\ \Delta ofzXm_{\tau_1} = \beta m_{\tau_1} + u_{\tau_1}, \\ \Delta ofz3m_{\tau_2} = m_{\tau_2} + u_{\tau_2}, \\ \Delta ofzXm_{\tau_2} = \beta m_{\tau_2} + f_{\tau_2} + u_{\tau_2}, \end{cases} \quad (5)$$

where τ_1 is for the date of the announcement before the start of the path forecast publication, τ_2 – for the date of the decision accompanied by the mid-term forecast after April 2021, $\Delta var(m_{\tau_1}) = \lambda_1, \Delta var(m_{\tau_2}) = \lambda_2$ and $\Delta var(f_{\tau_2}) = \gamma_2, \Delta$ – is the change in the press-release window. We directly take into account that the variance of the monetary shock can differ in the two periods – before and after the start of the key rate path forecast publication.

We find that these periods differ in the shock f_{τ_2} : γ_2 is positive and statistically significant for the short end of the yield curve (however, only for several maturities – 1 and 2 year). We

¹ In the text of the paper we accompany the report of the results with the Wald test, J-test results and estimations by the iterated GMM.

interpret it with the more intense effect of the CB signals (including the mid-term forecast) and other CB communication, however, we consider it is not enough to make strong conclusions.

In the paper we also represent the method of estimation with the instrumental variable approach. It is important to use it to develop econometric framework for shock estimation like (Känzig, 2021) and estimate an impact of the assessed shocks on inflation expectations.

Unlike existing studies evaluating the path shock of the Fed or the ECB, we find that assessing this type of shock on the Russian financial data is not the same: the path shock cannot be associated only with the CB's information policy (especially with the signals on the future policy course), since it occurs the day before the decision. We conclude that this is empirical evidence in favor of the predictability of high-frequency data (daily data on the OFZ index and the ROISfix rate) based on past information.

References

- Abramov, V., Styurin, K. and Tishin, A.* Monetary Policy and the Yield Curve. Bank of Russia Working Paper Series, 2022. N 95.
- Evstigneeva, A., Shchadilova, Y. and Sidorovskiy, M.* The Role of Communication and Information Factors in the Emergence of Surprises in Bank of Russia Monetary Policy. Bank of Russia Working Paper Series, 2022. N 99.
- Gürkaynak, R. S., Sack, B., & Swanson, E.* Do Actions Speak Louder Than Words? The Response of Asset Prices to Monetary Policy Actions and Statements. *International Journal of Central Banking*, 2005. 1(1).
- Bu, C., Rogers, J., & Wu, W.* A unified measure of Fed monetary policy shocks. *Journal of Monetary Economics*, 2021. 118, 331-349.
- Känzig, D.R.* The macroeconomic effects of oil supply news: Evidence from OPEC announcements. *American Economic Review*, 2021. 111(4), 1092-1125.
- Rigobon, R., & Sack, B.* Noisy Macroeconomic Announcements, Monetary Policy, and Asset Prices. *Asset Prices and Monetary Policy*, 2008. 335.

CROSS COUNTRY ANALYSIS ON CARBON DIOXIDE EMISSIONS¹

Ghazaryan Z.M., Ordyan N.P. (Yerevan)

Present paper examines the impact of GDP growth, agriculture and aquaculture output, energy consumption and transport infrastructure development on carbon dioxide emissions. The purpose of studying the given problem is to fill the gap (Awaworyi, 2021) in ecosystem research in the context of economic and agricultural growth. The conducted studies showed the presence of features of the influence of the noted factors for different countries and economies, which became the reason for formulating the research problem of this work. We focus this gap through

¹ The research was carried out under the supervision of Prof., Dr. Aram Arakelyan.

the development multivariate regression models by examining the impact of GDP growth, agriculture and aquaculture output, energy consumption and transport infrastructure development on carbon dioxide emissions: As the group of countries we studied countries as follows: USA, Trinidad & Tobago, Jamaica, Bolivia, Brazil, Venezuela, Columbia, Piragua, Peru, Surinam, Uruguay, Chile, Ecuador. The developed models allowed to obtain point estimates of the increase in CO₂ emissions depending on the increase in the values of factors used as independent variables.

Data used in the work

As the data we considered data as follows: GDP, agriculture output, energy consumption transport infrastructure development and carbon dioxide emissions during the period 2007-2014.

Basic notations

Denote variables as follows:

GDP - Gross domestic product

AGRI - agricultural output

Transp - transport output

Energy - energy consumption

CO₂ - carbon dioxide emissions

Basic model

As the multiple regression model has been considered the model allowing to assess the impact of independent variables on the level of carbon dioxide emissions as follows.

$$CO_{2t} = \alpha_0 + \alpha_1 GDP_t + \alpha_2 AGRI_t + \alpha_3 Transp_t + \alpha_4 Energy_t \quad (1)$$

Analysis of CO₂ emissions depending on factors

The results of modeling CO₂ emissions depending on changes in factors showed that the coefficients of the regression equation (1) are positive and therefore the influence of increasing values of independent variables has a positive effect on CO₂ growth.

Sensitivity analysis of CO₂ emissions depending on changing factors

The sensitivity analysis of CO₂ emissions showed the following.

1. Changes in CO₂ emissions depending on the growth of input factors are different for different countries.

2. Regression coefficients ranked according to the degree of the impact on the carbon dioxide emissions CO₂.

3. The ranking vectors of countries differ from each other, which makes it possible to explain the noted differences based on a macroeconomic analysis.

Panel analysis

Panel data analysis produced estimates indicating a time-varying relationship between input factors and CO₂ emissions for a group of counties: USA, Trinidad & Tobago, Jamaica, Bolivia, Brazil, Venezuela, Columbia, Piragua, Peru, Surinam, Uruguay, Chile, Ecuador. Panel analysis made it possible to rank factors depending on the degree of influence on CO₂ emissions.

Conclusion

Cross-country analysis implemented through the development of multiple regression models assessing carbon dioxide emission CO_2 across the countries. There are large difference in how much is the impact of input factors changes on the level of carbon dioxide emission. Values of regression coefficients based on the degree of CO_2 emissions ranked according to each country. We did coefficients ranking for each country. Ranking vectors allowed to compare countries according to ranking vectors and assess the difference between countries.

We argue that the approach implemented in this paper could be used for different groups of countries all over the world. As a result we could compare countries according to the impact on carbon dioxide emission.

We argue also that expanding the number of factors causing the increase of carbon dioxide emission allows to fill in existing gap in the research of ecosystem sustainability and green house expansion.

Reference

Awaworyi S.Ch., Inekwe J., Ivanovski K., Smyth R. Transport infrastructure and CO2 emissions in the OECD over the long run, Transportation Research Part D Transport and Environment, April 2021. <https://www.researchgate.net/publication/351035153>.

ЭКОНОМЕТРИЧЕСКОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ НА 2023 г. ВВП РОССИИ И ТОЧНОСТЬ ИСПОЛНЕНИЯ ПРОГНОЗА (ПРЕДВАРИТЕЛЬНЫЕ ДАННЫЕ)

Афанасьев А.А., Пономарева О.С. (Москва)

В работе (Афанасьев, Пономарева, 2023) мы провели эконометрическое исследование производственной функции народного хозяйства России с учетом мировой цены на нефть (марки «Брент» до 2021 г. и марки «Юралс» с 2022 г.) за 1990–2022 гг.

$$Y_t = e^{\alpha} (z_t K_t)^{\beta} L_t^{1-\beta} e^{p_t(2010)}, \quad (1)$$

где Y_t – ВВП России в сопоставимых ценах 1990 г. в году t , K_t – среднегодовая стоимость основных фондов экономики России в сопоставимых ценах 1990 г. в году t , z_t – среднегодовой уровень загрузки производственных мощностей в российской промышленности в году t , L_t – среднегодовая численность занятых в экономике в году t , $p_t(2010)$ – мировая цена нефти (марки «Брент» до 2021 г. и марки «Юралс» с 2022 г.) в сопоставимых ценах 2010 г. в году t .

Таблица Результаты эконометрического исследования производственной функции (1) при уровне загрузки производственных мощностей $z_{2022} = 76\%$

Временной промежуток	Коэффициенты и в скобках t -статистики			R^2	DW	Прогноз ВВП на 2023 г., млрд. руб.	Ошибка прогноза APE , %
	α	β	γ				
1990–2000	-7,35 (-29)	0,76 (8)	0,0028 (1,02)	0,92	1,80	804	0
1990–2022	-7,34 (-50)	0,76 (15)	0,0032 (8)	0,96	1,24	824	2,5

Источники: (Афанасьев, Пономарева, 2023) и (Афанасьев, Пономарева, 2020).

Справочно: согласно первой оценке Росстата, в 2023 г. ВВП России в сопоставимых ценах вырос в 1,0358 раз и, по нашим расчетам, составил в сопоставимых ценах 1990 г. 803,8 млрд. руб.

Результаты проведенного эконометрического исследования представлены в таблице. Как мы видим, коэффициенты функции (1) почти не изменились за период 1990–2022 гг. по сравнению с периодом 1990–2000 гг. Эластичности ВВП по основным фондам β и по труду $1 - \beta$ остались прежними, немного вырос коэффициент нейтрального технического прогресса e^α и несколько усилилась зависимость российской экономики от изменений мировых цен на сырую нефть γ . Кроме того, во временном промежутке 1990–2022 гг. возросла теснота статистической связи между ВВП и факторами производства, но, вместе с тем, появилась автокорреляция регрессионных остатков.

В работе (Афанасьев, Пономарева, 2023) на основе функции (1), исследованной в 1990–2000 гг., авторами были предложены эконометрические прогнозы на 2023 г. ВВП России при различных значениях мировых цен на нефть марки «Юралс» в долларах США 2010 г.: при 55 и 65 долл./барр.

По данным Министерства финансов (Министерство финансов России, 2024), в 2023 г. средняя мировая цена на нефть марки «Юралс» составила 62,99 долл./барр., а по предварительным данным Мирового Банка (World Bank, 2024), номинальное значение мировой цены нефти марки «Брент» (82,62 долл./барр.) превысила ее реальное, т.е. в долларах США 2010 г., значение (74,23 долл./барр.) в 1,113 раз. Таким образом, в 2023 г. средняя мировая цена на нефть марки «Юралс» в долларах США 2010 г. составила 56,59 долл./барр. По предварительным данным Росстата о численности занятых в среднем за 3 месяца (Росстат, 2024), в 2023 г. численность занятых от 15 лет и старше в российской экономике выросла в 1,015 раз и достигла, по нашим расчетам, 68536 тыс. чел. против прогнозируемой нами в работе (Афанасьев, Пономарева, 2023) численности в 68879 тыс. чел., вычисленной на основе данных о темпе роста за 1-е полугодие. Согласно данным Росстата (Росстат, 2024), за 2023 г. фактический уровень загрузки производственных мощностей в российской промышленности остался на прогнозируемом нами уровне в 76% (Афанасьев, Пономарева, 2023). Таким образом, единственный фактор

производства, о котором нет никакой информации за 2023 г., – это среднегодовая стоимость основных фондов в сопоставимых ценах 1990 г., прогнозный темп роста которых в 2023 г. мы приняли за 3,2% (Афанасьев, Пономарева, 2023), т.е. равным темпу роста за 2022 г.

Итак, в соответствии с вышерассмотренными фактическими и прогнозными данными, мы произвели уточненные эконометрические прогнозы на 2023 г. ВВП России по функции (1), исследованной в двух временных промежутках: 1990–2000 и 1990–2022 гг. Получилось, что в первом случае прогнозное на 2023 г. ВВП России *совпало* с фактическим и составило 804 млрд. руб., а во втором превысило его на 2,5%, составив 824 млрд. руб. (см. таблицу).

Отметим, что средняя ошибка *ex-post* прогноза на 23 года (2001–2023 гг.) по функции (1), исследованной в 1990–2000 гг., не превышает 4,1%, что свидетельствует о достаточно высокой прогнозной силе этой функции.

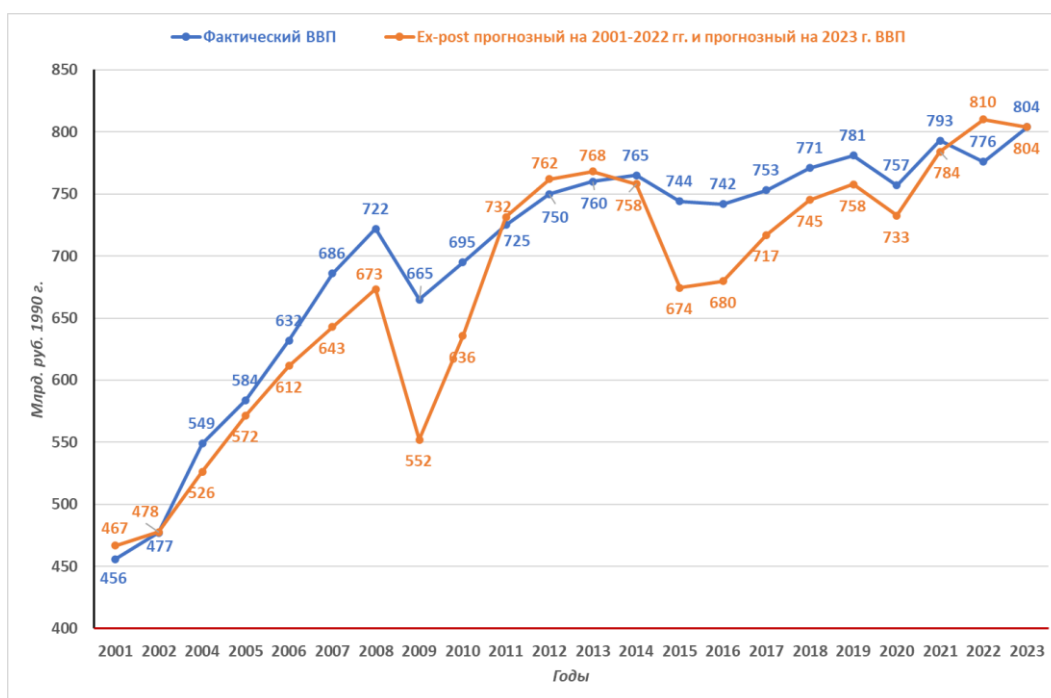


Рис. 1. Фактический и *ex-post* прогнозный на 2001–2023 гг. ВВП России в сопоставимых ценах 1990 г. по функции (1), исследованной в 1990–2000 гг.

Литература

- Афанасьев А.А., Пономарева О.С. Эконометрическое прогнозирование на 2023 год ВВП России в условиях санкционных ценовых ограничений на экспорт нефти марки «Юралес» // Проблемы рыночной экономики. – 2023. – № 3. – С. 23-36.
- Афанасьев А.А., Пономарева О.С. Народнохозяйственная производственная функция России в 1990-2017 гг. // Экономика и математические методы. 2020. – Т. 56. – № 1. – С. 67-78.

Министерство финансов России. О средней цене на нефть марки Urals, 9 января 2024 г., доступно по адресу: https://minfin.gov.ru/ru/press-center/?id_4=38813-o_srednei_tsene_na_neft_marki_urals#:~:text=Средняя%20цена%20на%20нефть%20марки,50%2C47%20за%20баррель.

Росстат. Официальная статистика, 2024, доступно по адресу: <https://rosstat.gov.ru/folder/10705>.

World Bank. “World Bank Commodity Price Data (The Pink Sheet). Updated on January 03, 2024”, available at: <http://pubdocs.worldbank.org/en/226371486076391711/СМО-Historical-Data-Annual.xlsx>.

ОЦЕНКИ ПРОФЕССИОНАЛЬНЫХ ГРУПП И СТРУКТУР ПРОФЕССИОНАЛЬНОЙ ЗАНЯТОСТИ НА ОСНОВЕ КОНЦЕПЦИИ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СЛОЖНОСТИ

Афанасьев М.Ю., Гусев А.А., Нанавян А.М. (Москва)

Актуальные научные дискуссии связаны с оценкой перспектив развития рынка труда, определением профессий, которые окажутся востребованными в будущем и определяют возможности развития человеческого капитала. При этом исследователи отмечают несоответствие образовательного и квалификационного статуса работников. Между уровнями профессиональной квалификации и уровнями образования существует связь, но строгого взаимно однозначного соответствия здесь нет: зачастую работники с низким образованием оказываются заняты сложными, высококвалифицированными видами труда, тогда как работники с высоким образованием - простейшими, малоквалифицированными (Гимпельсон, Капелюшников, 2022). Возникает вопрос, будет ли происходить постепенное вымывание с рынка труда работников с низким уровнем квалификации, либо будет наблюдаться рост числа рабочих мест для неквалифицированной рабочей силы.

Целью работы является оценка профессиональных групп и структур профессиональной занятости регионов Российской Федерации на основе концепции экономической сложности и сравнительный анализ оценок сложности профессиональных групп с учетом их распространенности. Информационной базой исследования являются данные выборочного обследования организаций по субъектам Российской Федерации¹, а также данные о численности докторов и кандидатов наук в регионах РФ. В рамках проведенного исследования формальное описание структур профессиональной занятости региона выполнено на основе концепции выявленных сравнительных преимуществ (Balassa, 1965) по данным о численности одиннадцати профессиональных групп: доктора

¹ О численности и потребности организаций в работниках по профессиональным группам / Росстат. М., 2022. Регионы России. Социально-экономические показатели. 2022: Стат. сб. / Росстат. М., 2022. 1122 с.

наук; кандидаты наук; руководители; специалисты высшего уровня квалификации; специалисты среднего уровня квалификации; служащие, занятые подготовкой и оформлением документации, учетом и обслуживанием; работники сферы обслуживания и торговли, охраны граждан и собственности; квалифицированные работники сельского и лесного хозяйства, рыбоводства и рыболовства; квалифицированные рабочие промышленности, строительства, транспорта и рабочие родственных занятий; операторы производственных установок и машин, сборщики и водители; неквалифицированные рабочие. В каждом регионе выявлены сильные профессиональные группы с долей численности большей, чем по стране в целом.

Оценка структуры профессиональной занятости, полученная на основе концепции экономической сложности, рассматривается как характеристика, отражающая уровень развития человеческого капитала региона, который определяется оценками сильных профессиональных групп в структуре его экономики. *Оценка профессиональной группы* является характеристикой среднего уровня развития человеческого капитала представителей этой группы и зависит от сложности структур занятости тех регионов, в которых эта профессиональная группа является сильной.

На основе концепции экономической сложности (Hidalgo, Hausmann, 2009; Афанасьев, Кудров, 2021) получены оценки сложности структур занятости регионов и сложности профессиональных групп по данным за 2018, 2020 и 2021 гг. Пять регионов, имеющих самые высокие оценки экономической сложности структуры занятости по данным 2021 г. в порядке убывания: Томская область, Новосибирская область, г. Москва, г. Санкт-Петербург, Московская область. В этих регионах сильными являются профессиональные группы докторов наук, кандидатов наук и специалистов высшего уровня квалификации. Эти профессиональные группы имеют самые высокие оценки экономической сложности. Три региона, имеющих самые низкие оценки структуры занятости в порядке убывания: Архангельская область, Пермский край, Тюменская область. В этих регионах сильными являются две профессиональные группы: квалифицированные рабочие промышленности, строительства, транспорта и рабочие родственных занятий; операторы производственных установок и машин, сборщики и водители.

Можно отметить тенденцию снижения оценки сложности профессиональной группы с ростом характеристики ее распространенности – числа регионов, в структуре занятости которых профессиональная группа является сильной. Наименее распространенными являются группы докторов и кандидатов наук. Каждая из них является сильной в 8 регионах. Несколько большую распространенность имеют группы руководителей – 14 и специалистов высшего уровня квалификации – 21. Распространенность группы специалистов среднего уровня квалификации» и трех групп квалифицированных работников 36-47. Самую высокую распространенность имеет группа

неквалифицированных рабочих - 62. Однако, оценка сложности этой группы выше, чем оценки трех профессиональных групп квалифицированных работников. Эта особенность характерна также для оценок, полученных по данным 2018 и 2020 гг. Относительно высокая оценка группы неквалифицированных рабочих объясняется тем, что эта группа, в отличие от групп квалифицированных работников, является сильной во многих регионах с высокими оценками сложности структур занятости.

Особый интерес представляет анализ изменения рангов оценок профессиональных групп во времени. Можно отметить, что для пяти профессиональных групп ранги не меняются, в том числе для докторов и кандидатов наук, а также специалистов высшего уровня квалификации. Для четырех профессиональных групп ранги меняются не более чем на единицу, то есть незначительно. Существенно (более чем на единицу) ранги оценок сложности изменяются для двух профессиональных групп: «руководители» (улучшаются) и «работники сферы обслуживания и торговли, охраны граждан и собственности» (ухудшается). Эти тенденции могут быть вызваны изменением востребованности труда этих групп работников во время пандемии коронавируса, поскольку в наибольшей степени ограничения повлияли на занятость работников сферы рыночных услуг.

Привлекает внимание относительно высокая оценка профессиональной группы «неквалифицированные рабочие». Однако это отражает современное представление об оценке человеческого капитала неквалифицированных рабочих. В работе (Вишневецкая, Зудина, 2017), в которой анализируется будущее состояние профессиональной структуры рабочей силы в европейских странах, отмечается, что «ожидается повышение спроса на труд неквалифицированных работников, которое будет наблюдаться на фоне снижения численности квалифицированных рабочих профессий». Согласно статистическим данным Бюро статистики труда <https://nesrakonk.ru/unskilled-labor/>, на неквалифицированную рабочую силу в период с 2014 по 2024 год будет приходиться максимальное увеличение количества рабочих мест. Рост численности неквалифицированных рабочих является следствием профессиональной мобильности и фактором ее развития.

Литература

- Афанасьев М.Ю., Кудров А.В.* Экономическая сложность и вложенность структур региональных экономик // Экономика и математические методы, 2021. т 57, № 3, стр. 67-78, DOI: 10.31857/S042473880016410-0.
- Вишневецкая Н.Т., Зудина А.А.* Профессиональная структура рабочей силы в странах Европы: о чем свидетельствуют прогнозы? // Вестник международных организаций, 2017. Т. 12. № 4. С. 109-129.
- Гимпельсон В.Е., Капелюшников Р.И.* Динамика структуры рабочих мест в России: поляризация, улучшение, застой? [Электронный ресурс]: препринт WP3/2022/05 /

Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики» - М.: Изд. дом Высшей школы экономики, 2022. – 43с.

Balassa, B. Lafayrade Liberalization and “Revealed” Comparative Advantage / В. Balassa // The Manchester School, 1965. Vol. 33. P. 99-123.

Hidalgo C.A., Hausmann R. The building blocks of economic complexity. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2009. 106 (26), 10570-10575.

Hidalgo C.A. Why information grows: The evolution of order, from atoms to economies. New York: Penguin Press, 2015.

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МНОГОМЕРНОГО СТАТИСТИЧЕСКОГО АНАЛИЗА ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ ВОСПРИЯТИЯ ОБРАЗА СССР В РОССИЙСКИХ И ЗАРУБЕЖНЫХ МАСС-МЕДИА¹

Балаш В.А. (Саратов)

Методы машинного обучения и статистического моделирования, позволяющие извлекать и обрабатывать информацию, содержащуюся в коллекции текстов, являются в настоящее время одной из наиболее быстро развивающихся областей анализа данных. Одним из наиболее часто используемых подходов является тематическое моделирование, включающее в себя как неотъемлемые этапы такие методы многомерного статистического анализа как снижение размерности, кластеризация, классификация многомерных наблюдений.

В докладе рассматриваются проблемы применения методов тематического моделирования для отображения трансформации восприятия образа СССР в российских и зарубежных масс-медиа за три последних десятилетия.

Информационной базой исследования выступили корпуса статей нескольких крупных российских и зарубежных периодических изданий, у которых был возможен доступ к архивам либо доступ через сайт к полным текстам публикаций за 2000-2022 годы. Для отбора статей, соответствующих цели исследования, использовались возможности сайтов изданий для поиска публикаций по заданным критериям (ключевым словам). Корпус статей каждого из изданий анализировался отдельно. На этапе предварительной обработки исключались стоп-слова и ненужный текст, выполнялась токенизация и лемматизация.

Так как не все тексты целиком затрагивали заданную проблематику, то осуществлялся отбор информативных фрагментов. В тексте каждого из документов выделялось подмножество фрагментов, в тексте которых упоминался хотя бы один из

¹Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда, проект № 22-18-00153.

заданные тэгов («СССР», «Советский Союз», и т.п.). Фрагменты статей, не попавшие в информативное подмножество, удалялись.

Для векторизации текстов (эмбединга) использовалась библиотека BERTopic. Снижение размерности векторного пространства производилось с использованием алгоритма UMAP. Для объединения документов сходных по тематике сравнивались результаты применения нескольких алгоритмов кластерного анализа: hdbscan, kmeans, k-mxt. Отбор специфических терминов, характеризующих каждый из кластеров, производился по величине показателя cTF-IDF.

На завершающем этапе производился анализ сходства эволюции тем с течением времени для различных изданий, в том числе, динамики и тематической структуры публикаций, а также состава ключевых слов и биграмм по периодам.

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ СУБСИДИРОВАНИЯ АВИАМАРШРУТОВ В РОССИИ НА ОСНОВЕ РАСЩЕПЛЕНИЯ СМЕСЕЙ ВЕРОЯТНОСТНЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ

Березняцкий А.Н., Лавриненко П.А. (Москва)

Транспортная инфраструктура страны лежит в основе социально-экономического развития любого государства. Особенно важно наличие разветвленных путей сообщения для России в виду большой протяженности ее территории (Тархов, 2018). Существует несколько каналов воздействия транспортной связанности государства на социально-экономическое развитие и безопасность:

- хорошо развитая транспортная сеть повышает качество жизни населения;
- создает единый рынок труда, товаров и услуг;
- повышает инвестиционную привлекательность территории;
- формирует восприятие страны как единого целостного образования.

Среди многих видов транспорта авиация играет особую роль, позволяя соединить между собой труднодоступные территории государства экономически целесообразным способом. Не секрет, что многие районы России достижимы исключительно с помощью авиации (с учетом разумных временных сроков и погодных условий). При этом следует отметить, что даже в странах с развитой рыночной экономикой, широко практикуется такой способ поддержки авиамаршрутов как субсидирование (Gössling et al, 2017). Ряд авиамаршрутов по причине их малой загруженности является коммерчески нецелесообразными (к примеру, сообщения между населенными пунктами с небольшой численностью населения) и в случае отсутствия государственной поддержки функционировать не будут.

С другой стороны, возникает проблема оптимального распределения ограниченных бюджетных ресурсов страны и в случае значительного количества субсидируемых

авиамаршрутов необходимо определённым образом оценивать эффективность вложенных средств. Одна из старейших программ поддержки авиамаршрутов действует в США (Small Community Air Service Development Program), и практически с момента основания программы не прекращаются споры по поводу целесообразности ее дальнейшего осуществления с точки зрения получаемых эффектов (Cunningham, Eckard, 1987; Wittman, 2014). Действует целый ряд поддержки региональных авиамаршрутов и в России (Скрылева, 2018). По поводу эффективности данных программ также ведутся дискуссии (Окулов, 2013; Рублев, 2020). Необходимо отметить, что исследования по России либо фокусируются на эффекте субсидии для отдельных авиакомпаний, либо на общих рассуждениях о целесообразности поддержки авиации и не отмечено работ, в которых анализировалась бы полная совокупность авиамаршрутов по стране, как с учетом субсидируемых типов, так и не субсидируемых. И, как нам кажется, данное обстоятельство не позволяет взглянуть на текущую ситуацию в целом в рамках оптимизации процесса бюджетирования. Данное исследование призвано заполнить этот пробел.

В распоряжении авторов данные Росавиации о пассажиропотоке¹ по всем авиамаршрутам России за период 2013-2021 гг., полный перечень фактов субсидирования отдельных авиамаршрутов в рамках различных программ поддержки². В качестве меры эффекта от субсидии рассматривается изменение пассажиропотока на соответствующем авиамаршруте. Для каждого заданного периода времени t все множество авиамаршрутов разбивалось на два типа: реально получившие субсидии в период t и не получившие субсидии. Изменение пассажиропотока по авиамаршрутам в период t представляет набор случайных величин, в отношении которых предполагается, что они формируют смесь распределений, компоненты которой отражают различные реакции на факт наличия/отсутствия субсидий. В работе использовалась авторская реализация алгоритма EM – расщепления смеси распределения (Айвазян и др., 1974; Mirkin, 2005) в среде R. Полученные результаты визуализированы на рис. 1 и рис. 2.

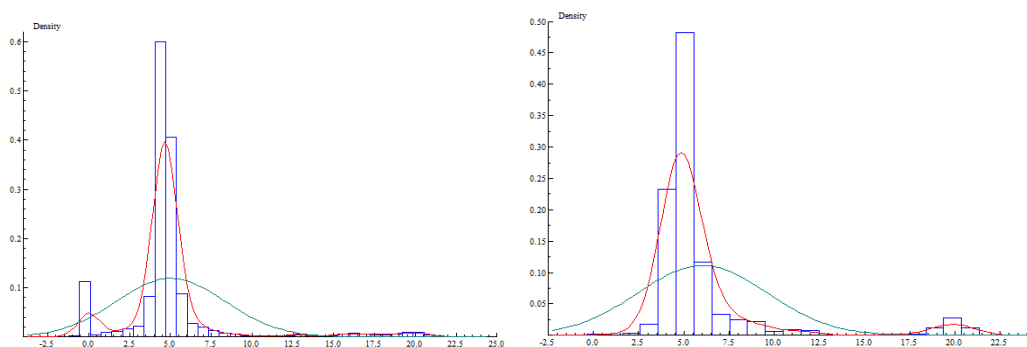


Рис. 1. Гистограммы распределения изменения пассажиропотока по авиамаршрутам 2013-2021 гг. Правый график – получившие субсидии, левый не получающие субсидии.

¹ <https://favt.gov.ru/deyatelnost-vozdushnye-perevozki-stat-pokazately/>

² <https://favt.gov.ru/deyatelnost-vozdushnye-perevozki-subsidirovaniye/>

Эксперименты с данными подтверждают вывод о статистически значимом влиянии субсидирования на динамику пассажиропотока, но степень этого влияния различная. Метод расщепления смеси распределений позволяет выделить три кластера рис.2.

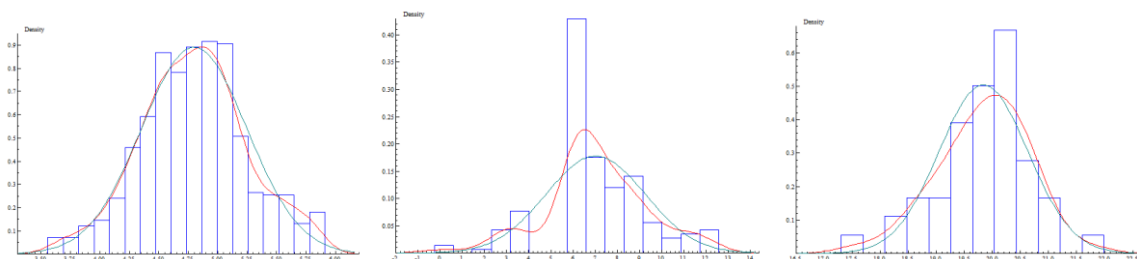


Рис. 2. Гистограммы расщепленной смеси распределений для авиамаршрутов, реально получивших субсидии 2013-2021 гг. Левый-низко эластичный кластер, средне эластичный кластер, правый - высокоэластичный кластер.

Полученный результат тестировался на устойчивость на различных временных интервалах, включая/исключая период коронавирусных ограничений COVID19 и в целом оказался стабильным.

Литература

- Айвазян С.А., Бежаева З.И., Староверов О.В.* Классификация многомерных наблюдений. Москва «Статистика», 1974.
- Окулов В.М.* Эффективность субсидирования авиаперевозчика. Транспортная стратегия – XXI век, 2013. №21.
- Рублев В.В.* Анализ эффективности мер государственной поддержки региональных пассажирских авиаперевозок в Российской Федерации. Современная экономика: проблемы и решения, 2020. Т.7. doi.org/10.17308/meps.2020.7/2404.
- Скрылева, Е. В.* Российский опыт стимулирования развития региональных авиаперевозок. Транспортное дело России, 2018. № 6, С. 379-382.
- Тархов С.А.* Изменение авиатранспортной связности городов России в 1990-2015 гг. Известия РАН. Серия географическая, 2018. №2, С. 5-26.
- Cunningham L.F., Eckard E.W.* Small Community Air Service Subsidies: Essential or Superfluous? Journal of Transport Economics and Policy, 1987. 21 (3), 255-277.
- Gössling, S., Fichert, F., Forsyth, P.* Subsidies in Aviation. Sustainability, 2017. 9, 1295. doi.org/10.3390/su9081295
- Mirkin B.* Clustering for data mining. A data recovery approach. Taylor & Francis Group, 2005.
- Wittman M. D.* Public funding of airport incentives in the United States: The efficacy of the Small Community Air Service Development Grant program. Transport Policy, 2014. 35, 220-228. doi.org/10.1016/j.tranpol.2014.06.001.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОПЛАТЫ ТРУДА УЧИТЕЛЕЙ В УСЛОВИЯХ НЕОДНОРОДНОСТИ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ РЕГИОНОВ

Богданова Т.К., Жукова Л.В. (Москва)

Проблема повышения качества образовательной деятельности волнует умы ученых, политиков и большую часть мыслящего населения России, несмотря на то, что традиционно Россия считается страной с формально высоким уровнем образования населения (Клячко, 2013). Этой проблеме посвящено ряд исследований в разных областях науки: экономики, психологии, образовании (Орлова, Филонова, 2021; Винокуров, 2001; Хусаинова, 2001; Ефимова, 2022; Карташова, 2021). Реформы, проведенные в России в 2000-е годы в области российского образования, коснулись всех ступеней образования, в том числе, и общего среднего образования. Низкая относительно других секторов оплата труда педагогических работников приводит к ряду негативных социальных последствий: уход лучших педагогов в альтернативные области (репетиторство); низкая мотивация труда; низкая престижность профессии. Все это влияет на уровень абитуриентов, поступающих в педагогические вузы. Исследования, проведенные относительно региональной дифференциации оплаты труда учителей, показали, что она увеличивается, и делается вывод о необходимости серьезной перестройки бюджетной и фискальной политики (Герашенко, Марус, Коваленко, 2021).

Об этом шла речь в послании Президента Федеральному собранию, который подчеркнул, что: «Уровень средних зарплат по экономике в регионах разный, а значит, и доходы работников бюджетной сферы даже в соседних субъектах Федерации порой заметно отличаются. При этом работа учителя или врача везде одинаково сложная и крайне ответственная. Такой большой разброс в зарплатах от региона к региону несправедлив, безусловно». (Послание Президента Федеральному Собранию 29.02.2024).

По данным Росстата средняя зарплата педагогических работников образовательных организаций общего образования в 2023 году по России составила 53 637 рублей в месяц. Больше всего получают педагоги на Чукотке — 139 936 рублей в месяц и в Ямало-Ненецком автономном округе — 126 168 рублей. Самая низкая зарплата в республике Ингушетия – 25 599 рублей в месяц. Тем не менее, ряд исследователей, опираясь на опросные данные, выявили, что фактически получаемая заработная плата существенно ниже данных, приведенных Росстатом (Абанкина, Вавилова, Зиньковский, Семенова, Суркова, 2020).

Работающие в разных областях ученые, посвящают свои работы оценке уровня заработной платы педагогов и, в частности, учителей, влиянию на удовлетворенность трудом и мотивацию молодежи посвящать свою жизнь преподаванию вообще и работе в школе, в частности. Исследуя факторы удовлетворенности трудом у бывших и действующих учителей Е.Б. Филинкова выявила, что 72% уволившихся учителей были не

удовлетворены уровнем оплаты труда, тогда как среди работающих таковых было только 11% (Филинкова, 2011, Кравец, Пименова, Щепина, Ярышина, 2022).

Учитывая, что существуют достаточно сильные отличия в социально-экономическом положении регионов РФ, для проведения сравнительного анализа по 84-м из 89-ти регионов РФ (обусловленного полнотой исходных данных) была проведена кластеризация (по показателям ВРП на душу населения в руб., численности населения в тыс. чел. и потребления на душу населения в руб. в 2019 г.) по методу Уорда. В результате было получено два кластера, имеющих значимые различия по уровню заработной платы, ВРП на душу населения, уровню потребления и удельному весу молодежи нетрудоспособного возраста. По всем показателям, кроме удельного веса молодежи нетрудоспособного населения, показатели регионов, вошедших в 1-ый кластер, в 1.5 – 2.5 раза ниже, чем показатели регионов, вошедших во 2-ой кластер.

В 1-ый кластер вошли 76 регионов с уровнем зарплаты от 20 959 р. до 68 154 р., ВРП на душу населения от 148 334 р. до 3 266 297 р., потреблением на душу населения от 11 361 р. до 28 888 р., удельным весом молодежи нетрудоспособного возраста от 15,0% до 34,6%. 2-ой кластер объединил 8 регионов с более высокими социально-экономическими показателями по сравнению с регионами 1-го кластера: заработная плата учителей от 30 046 р. до 93 147 р., ВРП на душу населения от 550 066 р. до 8 120 609 р., потребление на душу населения от 39 428 р. до 65 722 р., удельный вес молодежи нетрудоспособного возраста от 15,3% до 24,0%.

Для прогнозирования зарплаты учителей на информационной базе, включающей 76 регионов, вошедших в 1-ый кластер, с использованием ПО IBM SPSS Statistics была построена линейная регрессионная модель, следующего вида:

$$Y = -3264,240 + 0,013 * x_1 + 0,574 * x_2 + 506,583 * x_3 + \varepsilon,$$

где:

Y – зависимая переменная, характеризующая уровень средней зарплаты учителей в регионе в руб.

x_1 – предиктор, характеризующий уровень ВРП на душу населения в руб.

x_2 – предиктор, характеризующий уровень потребления на душу населения в руб.

x_3 – предиктор, характеризующий удельный вес молодежи нетрудоспособного возраста в регионе в %.

Полученная модель показала хорошую прогнозную точность: $R^2 = 0,764$; стандартная ошибка среднего – 4567,834; модель высокозначима (p-value < 0,001, F-статистика = 77,77 при 3-х степенях свободы). Все коэффициенты при предикторах высокозначимы (p-value < 0,01) и оказывают положительное влияние на среднее значение заработной платы учителей в регионах. Тем не менее, степень влияния предикторов различается. Наибольшее влияние имеет предиктор «ВРП на душу населения» ($b = 0,573$), менее

сильное у предиктора «Потребление на душу населения» ($b = 0,402$), самое слабое имеет предиктор «Удельный вес молодежи нетрудоспособного возраста» ($b = 0,202$).

Результаты проведенного статистического анализа подтверждают, что в настоящее время зарплата учителей практически полностью определяется социально-экономическим развитием региона. Но для сокращения дифференциации в уровне оплаты труда учителей в регионах при формировании заработной платы, в первую очередь, должен учитываться уровень квалификации учителя. Это позволит сохранить наиболее квалифицированные кадры в регионах и, тем самым, будет способствовать повышению качества образования подрастающего поколения.

Литература

- Абанкина И. В., Вавилова А. А., Зиньковский К. В., Семенова К. А., Суркова Н. Е.* Цыплят по осени считают: уроки COVID-19 для школ. 2020. Т. 44. М.: ИД ВШЭ.
- Винокуров Е.Ф.* Динамика заработной платы и экономический рост: российские реалии. Экономическая наука современной России. 2001. № 4 (95), С: 68-77.
- Герашенко И.П., Марус Ю.В., Коваленко Е.В.* Региональная дифференциация оплаты труда учителей: проблемы, тенденции и перспективы. Фундаментальные исследования. 2021. № 11. С. 56-60.
- Ефимова Г.З.* Основания для субъективной оценки справедливости оплаты труда научно-педагогических работников. Вестник Томского Государственного Университета № 476, 2022 г. С. 139-145.
- Карташова О.Ю.* Актуальные проблемы оплаты труда педагогических работников. Законодательство. 2021. № 4, С. 55-59.
- Клячко Т.Л.* Российское образование в 2000-е годы: тенденции развития и реформирования. Актуальные проблемы Европы, 2013. №. 2, С. 164-185.
- Кравец М.А., Пименова К.А., Щепина И.Н., Ярышина В.Н.* Научная коммуникация как составляющая удовлетворенности трудом научно-педагогических кадров. Вестник ВГУ. Серия: Экономика и управление. 2022. № 4. С. 80-92.
- Орлова И.В., Филонова Е.С.* Анализ и прогнозирование номинальной заработной платы населения российской федерации с учетом ее региональной дифференциации. Фундаментальные исследования. 2021. № 5. С. 67-74.
- Послание Президента Федеральному Собранию 29.02.2024 14:20, электронный ресурс: <http://www.kremlin.ru/events/president/transcripts/73585> Дата обращения: 14.03.2024.
- Филинкова Е.Б.* Факторы удовлетворенности трудом у бывших и действующих учителей. Психология и педагогика: методика и проблемы практического применения. 2011. №21-1. С. 123-128.

Хусаинова С.В. Основные проблемы организации оплаты труда и стимулирования труда педагогических работников. Теория и практика современной науки. 2001. № 9 (75), . С. 97-101.

НАУКАСТИНГ МИГРАЦИИ С ПОМОЩЬЮ GOOGLE TRENDS INDEX

Броницкий Г.Т., Вакуленко Е.С. (Москва)

Своевременная оценка миграционной активности различных стран помогает государствам вырабатывать меры демографической политики. Кроме этого, такие данные необходимы для оценки других экономических показателей, таких как уровень безработицы или среднедушевые доходы населения. Однако исследователи сталкиваются с тремя основными проблемами при работе с данными о миграции, представляемыми официальной статистической службой Росстат¹: во-первых, такие данные публикуются с задержкой, например, при анализе миграции из России в Германию (Броницкий, Вакуленко, 2022) такая задержка составляла более пяти лет; во-вторых, существует недоучет мигрантов в статистике Росстата, так при анализе миграционных потоков из России в 14 различных стран реальный отток в 2003-2010 гг. был в 2,7 раза выше зарегистрированного (Денисенко, 2012); в-третьих, при изменении методологии учета мигрантов в 2011 году (Чудиновских, Степанова, 2020) внешние мигранты, у которых закончилась регистрация в России, автоматически попадают в статистику выбывших, что приводит к искажениям реальной ситуации. Для решения описанных выше проблем авторы все чаще прибегают к альтернативным источникам данных, основанным на цифровом следе мигрантов в сети Интернет. Такие данные позволяют быстрее получать оценки миграции (Tjaden, 2021), к основным источникам можно отнести данные активности в социальных сетях, информацию о GPS положении SIM-карт, данные IP-адресов, а также статистику поисковых запросов (Fantazzini et al., 2021; Böhme et al. 2020).

Целью данной работы является оценка объемов миграции с использованием Google Trends Index (GTI) еще до момента публикации таких данных в официальных статистических источниках (наукастинг миграции). Для этого в работе решаются следующие задачи:

1. Формируется множество поисковых запросов, используемых мигрантами при поиске информации в сети Интернет. В работе (Броницкий, Вакуленко, 2022) показано, что выбор множества поисковых слов напрямую влияет на предсказательную силу моделей. Предлагается использовать метод машинного обучения (NLP) для определения множества слов, близких к слову «миграция», такое усовершенствование позволяет

¹ Официальная статистическая информация о миграции из России в другие страны публикуется в Единой межведомственной информационно-статистической системе (ЕМИСС) и доступна в общем доступе <https://rosstat.gov.ru/emiss> .

отойти от экспертных подходов выбора слов, предлагаемых в работах (Wanner, 2021; Wladyka, 2017);

2. Предлагается способ агрегации поисковых запросов при помощи метода главных компонент (РСА) по тематикам «работа», «учеба», «посольство». Такой подход позволяет сократить число объясняющих переменных, а также использовать их лаги.

3. Для прогнозирования миграции используются модели распределенных лагов – множественная регрессия, в качестве объясняющих факторов в которой используются агрегированные ГТИ-индексы и их лаги от 1 до 12 месяцев. Такой подход является усовершенствованием существующих подходов (Wladyka, 2017; Цапенко, Юревич, 2022) за счет одновременного включения сразу всех лагов и поиска наилучшей из моделей с использованием информационных критериев.

4. Проверяется устойчивость используемых моделей на примере оценки миграции из шести различных стран (см. таблицу 1) в Германию в 2020-2023 годах. Сравниваются вневыборочные оценки качества прогнозов (MAE, MAPE) для предлагаемых моделей, а также для SARIMA и SARIMAX моделей.

В результате проведенного исследования был получен алгоритм прогнозирования миграции с минимальной задержкой во времени, с использованием данных о статистике поисковых запросов Google Trends Index, в таблице 1 приведены данные предсказательной силы исследуемых моделей. Важно отметить, что 2-х летний прогнозный период (01.06.2021 – 01.06.2023) соответствует относительно спокойному периоду без шоков¹, в то время как 3-х летний (01.06.2020 – 01.06.2023) затрагивает период, связанный с ограничениями эпидемии Covid-19. Анализ показывает, что использование экзогенных данных при прогнозировании миграции улучшает предсказательную силу моделей. Так для 2-х летнего прогнозного периода SARIMAX и модель распределенных лагов гугл-трендов показывают схожее качество, и оказываются лучше SARIMA модели. Однако для 3-х летнего прогнозного периода, в котором присутствуют шоки, модель распределенных лагов для всех шести исследуемых стран оказывается лучше остальных моделей.

Полученные в работе выводы говорят о высоком потенциале использования данных цифрового следа мигрантов в сети Интернет. Описываемые в работе подходы позволяют быстрее получать оценки миграции, чем их публикуют официальные статистические службы. Кроме этого, использование таких данных увеличивает предсказательную силу моделей, уменьшает ошибку предсказания, сравнительно с SARIMA моделями, что играет особо важную роль в периоды внешних шоков, таких как эпидемия Covid-19.

¹ Исключение здесь составляет Россия, где в 2022 году начался военный конфликт с Украиной.

Таблица 1. Критерии качества прогноза миграции из различных стран в Германию для 2-х летнего и 3-х летнего прогнозных периодов

Страна	Метрики качества моделей MAPE (MAE) на тестовой выборке					
	Модель распределенных лагов		SARIMAX		SARIMA	
	2 года	3 года	2 года	3 года	2 года	3 года
Польша	0.18 (1466.5)	0.22 (1817.7)	0.08 (638.3)	0.67 (5376.1)	0.29 (2386.2)	0.48 (3866.6)
Италия	0.13 (479.7)	0.23 (708.6)	0.14 (534.9)	0.48 (1700.5)	0.20 (688.3)	0.65 (2260.6)
Румыния	0.11 (1782.6)	0.15 (2427.3)	0.11 (1844.9)	0.52 (8255.1)	0.14 (2320.7)	0.47 (7454.8)
Испания	0.12 (304.8)	0.19 (376.7)	0.08 (178.3)	0.65 (1304.9)	0.09 (184.4)	0.70 (1405.7)
Болгария	0.13 (723.5)	0.16 (946.9)	0.09 (518.1)	0.18 (1111.6)	0.10 (574.2)	0.16 (952.7)
Россия	0.38 (826.5)	0.42 (706.7)	0.42 (897.1)	0.42 (909.7)	0.79 (1258.7)	0.79 (1300.2)

Примечание. В скобках указано значение MAE рассчитанное для вневыборочных данных. Полужирным выделены наилучшие результаты среди рассматриваемых моделей для 2-х летнего (01.06.2021 – 01.06.2023) и 3-х летнего (01.06.2020 – 01.06.2023) периодов по отдельности.

Литература

- Броницкий Г.Т., Вакуленко Е.С.* Прогнозирование миграции из России в Германию с использованием Google-трендов // Демографическое обозрение, 2022. 9(3), 75-92.
- Броницкий Г.Т., Вакуленко Е.С.* Применение Google Trends для прогнозирования миграции из России: агрегация поисковых запросов и учет лаговой структуры // Прикладная эконометрика. 2024. (В печати).
- Денисенко М.Б.* Эмиграция из России в страны дальнего зарубежья // Демоскоп Weekly. 2012. No 513-514.
- Чудиновских О.С., Степанова А.В.* О качестве федерального статистического наблюдения за миграционными процессами. Демографическое обозрение, 2020. 7 (1), 54-82. DOI: 10.17323/demreview.v7i1.10820.
- Böhme M.H., Gröger, A., Stöhr T.* Searching for a better life: Predicting international migration with online search keywords. Journal of Development Economics, 2020. 142, 102347. DOI:10.1016/j.jdeveco.2019.04.002.

- Fantazzini D., Pushchelenko J., Mironenkov A., Kurbatskii, A.* Forecasting internal migration in Russia using Google Trends: evidence from Moscow and Saint Petersburg. *Forecasting*, 2021. 3 (4), 774–803. DOI:10.3390/forecast3040048.
- Tjaden J.* Measuring migration 2.0: A review of digital data sources. *Comparative Migration Studies*, 2021. 9 (1), 59. DOI: 10.1186/s40878-021-00273-x.
- Wanner, P.* How well can we estimate immigration trends using Google data? *Quality & Quantity*, 2021. 55 (4), 1181-1202. DOI: 10.1007/s11135-020-01047-w.
- Wladyka D.K.* Queries to Google Search as predictors of migration flows from Latin America to Spain. *Journal of Population and Social Studies [JPSS]*, 2017. 25 (4), 312-327.

О ПРИМЕНЕНИИ МОДЕЛЕЙ IRT- ТЕОРИИ К ИЗМЕРЕНИЮ НЕРАВЕНСТВА ВОЗМОЖНОСТЕЙ В ЗДОРОВЬЕ

Бухарбаева Л.Я., Франц М.В. (Уфа)

Теория равных возможностей предлагает новый взгляд на проблему социально-экономического неравенства, смещая фокус внимания от изучения неравенства результатов к исследованию неравенства возможностей. Измерение неравенства возможностей на эмпирических данных является одним из активно развивающихся направлений в мировой науке. Наиболее активно исследуются вопросы измерения неравенства возможностей в доходах в связи с доступностью данных и разработанностью методического обеспечения. На втором месте – оценка неравенства возможностей в образовании. Третье направление, значительно отстающее от первых двух по объему публикаций - исследования, посвященные неравенству возможностей в отношении здоровья.

Одной из причин малочисленности эмпирических работ по неравенству возможностей в отношении здоровья является трудноизмеримость индивидуального уровня здоровья. Анализ существующих исследований (Trannoу, 2010; Jusot, 2013; Donni, 2013; Карцева, Кузнецова, 2021) показывает, что в подавляющем большинстве работ в качестве измерителя здоровья используется его самооценка. Применение этого показателя обусловлено прежде всего его доступностью – в данных широкомасштабных социологических опросов это по сути единственный интегральный показатель здоровья. Однако самооценка здоровья имеет множество недостатков, в первую очередь - значительный уровень субъективности. Как отмечается в работе (Карцева, Кузнецова, 2021), в медицине самооценку здоровья вообще не относят к индикаторам состояния здоровья индивида. Между тем, в рамках социологических опросов обычно доступна и другая информация о здоровье, включая отсутствие/наличие хронических заболеваний, частоту посещения врача и т.п.

Более полное использование доступной информации о здоровье может быть достигнуто путем применения моделей IRT- теории (Items Response Theory, в русском переводе - Теория латентных черт или Теория тестовых заданий). В фокусе внимания IRT-теории находится задача построения математической модели, связывающей выраженность некоторого латентного качества, не поддающегося прямому измерению, с набором наблюдаемых переменных. Пионерской работой этого направления является работа (Rasch, 1960), в которой предложена однопараметрическая логит-модель, позволяющая по набору бинарных переменных, отражающих «правильность ответа» на задание теста, количественно оценить выраженность латентного качества, влияющего на вероятность правильного выполнения заданий. Позднее были разработаны модели для случая, когда тестовые задания оцениваются не бинарно, а в более широком спектре градаций. Одной из моделей такого плана является GPCM-модель, которая и использовалась нами в расчетах для синтеза латентной переменной здоровья на основе набора частных индикаторов здоровья.

Результаты оценки GPCM- моделей с разными наборами частных индикаторов здоровья на данных РМЭЗ (20 волна) приведены в таблице 1, результаты измерения неравенства возможностей на базе синтезированной переменной здоровья – в таблице 2.

Таблица 1. Результаты оценки моделей IRT- теории для синтеза латентной переменной здоровья

Группа	Индикатор	Параметр	Набор 1	Набор 2
Хронические заболевания	сердца	<i>a</i>	1,30***	1,44***
		<i>b</i>	1,96***	1,85***
	легких	<i>a</i>	0,87***	0,87***
		<i>b</i>	3,88***	3,88***
	печени	<i>a</i>	1,94***	1,99***
		<i>b</i>	2,02***	1,99***
	почек	<i>a</i>	1,71***	1,64***
		<i>b</i>	2,14***	2,19***
	ЖКТ	<i>a</i>	1,51***	1,40***
		<i>b</i>	1,59***	1,65***
	позвоночник	<i>a</i>	1,56***	1,45***
		<i>b</i>	1,52***	1,58***
	другие	<i>a</i>	0,62***	0,82***
		<i>b</i>	3,09***	2,46***
Социально-значимые заболевания	повышенный сахар/диабет	<i>a</i>		1,40***
		<i>b</i>		2,82***
	анемия	<i>a</i>		1,05***
		<i>b</i>		3,26***
	туберкулез	<i>a</i>		0,68***
		<i>b</i>		4,22***
	очки, контактные линзы	<i>a</i>		0,79***
		<i>b</i>		0,17***

Таблица 2. Неравенство возможностей в здоровье, а также и вклад в него факторов-обстоятельств, данные РМЭЗ

Категория	Набор 1	Набор 2
Относительный уровень неравенства возможностей, %	8,32	17,85
<i>Вклад фактор-обстоятельств, %</i>		
Возраст	73,68	76,69
Пол	13,83	11,89
Максимальный уровень образования родителей	8,78	8,41
Тип населенного пункта - места рождения индивида	3,70	3,01

Как следует из таблицы 2, с увеличением числа частных индикаторов здоровья, используемых в моделях ИРТ- теории для оценки латентной переменной - уровня здоровья, оценка неравенства возможностей увеличивается. При расчетах с применением расширенного набора частных индикаторов уровень неравенства возможностей в здоровье составляет примерно 18%, что гораздо меньше, чем оценки, получаемые с применением самооценки здоровья - в работе (Карцева, Кузнецова, 2021), также выполненной на данных РМЭЗ, вклад неравенства возможностей в общий уровень неравенства в здоровье получился равным 72-74%. Вклад демографических факторов (возраст и пол), особенно возраста, в неравенство возможностей в здоровье получился гораздо значительнее, чем вклад факторов социального бэкграунда (образования родителей и места рождения).

Литература

- Карцева М.А., Кузнецова П.О.* В ответе ли мы за свое здоровье? Неравенство возможностей в здоровье взрослого населения России // Демографическое обозрение. – 2021. – Т. 8, № 2. – С. 74-94. – DOI: 10.17323/demreview.v8i2.12783.
- Donni P.L., Peragine V., Pignataro G.* Ex- ante and ex- post measurement of equality of opportunity in health: a normative decomposition. *Journal of health economics*, 2014. 23, 182-198. DOI: <https://doi.org/10.1002/hec.2908>.
- Jusot F., Tubeuf S., Trannoy A.* Circumstances and Effort: How important is their correlation for the measurement of inequality of opportunity in health? *Health economics*, 2013. 22(12), 1470-1495. DOI: <https://doi.org/10.1002/hec.2896>.
- Rasch, G.* Probabilistic models for some intelligence and attainment tests. Copenhagen: Nielsen & Lydiche. 1960.
- Trannoy A., Tubeuf S., Jusot F., Devaux, M.* Inequality of opportunities in health in France: A first pass. *Journal of Health Economics*, 2010. 19(8), 921-938. DOI: <https://doi.org/10.1002/hec.1528>.

ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К ВЕРОЯТНОСТНО-СТАТИСТИЧЕСКОМУ АНАЛИЗУ ДИСКРЕТНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ НА ОСНОВЕ ДОСТАТОЧНЫХ СТАТИСТИК

Волошко В.А., Харин Ю.С. (Минск)

В докладе строится новый класс малопараметрических Марковских моделей высокого порядка для дискретных временных рядов и вероятностно-статистический анализ на их основе. Предлагаемые модели определяются специальными базисными функциями от $(s+1)$ -грамм, где s – порядок цепи Маркова. Усреднение этих базисных функций по $(s+1)$ -граммам наблюдаемого временного ряда вместе с частотами встречаемости s -грамм составляют достаточные статистики. Логарифмическая функция правдоподобия при этом строго вогнута при выполнении мягких условий регулярности, и оценка максимального правдоподобия (ОМП) единственна и вычисляется методом градиентного подъема с любой нужной точностью.

Вид достаточных статистик позволяет интерпретировать базисные функции как некоторые содержательные информативные признаки. Поиск таких информативных признаков, таким образом, может рассматриваться как один из способов построения адекватных решаемой задаче малопараметрических моделей. Если полносвязная цепь Маркова порядка s использует всю статистическую информацию о частотах встречаемости $(s+1)$ -грамм, то построенная новая модель использует малую долю этой информации, определяемую базисными функциями (информативными признаками).

В докладе описываются всевозможные частные случаи моделей из построенного класса и их связь с известными в литературе моделями (Fokianos, Fried, Kharin, Voloshko, 2022). Строится альтернативная ОМП асимптотически состоятельная и эффективная статистическая оценка параметров модели на основе частот (Kharin, Voloshko, 2021). Эта оценка применима для некоторого специального подкласса построенного класса моделей. В отличие от ОМП, она имеет явный вид, однако медленнее сходится к границе Крамера-Рао с ростом длины наблюдаемого временного ряда. Описывается алгоритм статистического прогнозирования дискретных временных рядов на основе построенных моделей. Оценивается вычислительная сложность алгоритмов статистической оценки параметров и прогнозирования.

Полученные теоретические выводы проиллюстрированы компьютерными экспериментами на модельных и реальных данных.

Литература

Fokianos K., Fried R., Kharin Yu., Voloshko V. Statistical analysis of multivariate discrete-valued time series. *Journal of Multivariate Analysis.* 2022. 188, Article 104805.

Kharin Yu., Voloshko V. Robust estimation for Binomial conditionally nonlinear autoregressive time series based on multivariate conditional frequencies. Journal of Multivariate Analysis. 2021. 185, Article 104777.

ПОДХОДЫ К РЕПЛИКАЦИИ БИРЖЕВЫХ ИНДЕКСОВ

Гавриш Б.Г., Трегубова Г.И. (Москва)

Вложение в биржевой индекс является хорошим выбором для инвестора, стремящегося к пассивному инвестированию, так как оно позволяет в значительной мере сократить специфический риск отдельных компаний и эмитентов. При этом полная репликация зачастую невозможна, так как требует значительных вложений из-за отсутствия бесконечной делимости финансовых инструментов. Однако БПИФы, повторяющие динамику индексов, сопряжены с комиссией, которая снижает их привлекательность для инвестора. В этой связи актуально рассмотрение различных способов реплицировать динамику индекса с ограниченным набором акций вложения.

Наиболее простым способом является вложение в активы в соответствии с их долей в индексе. Так как число акций дискретно, то часть компаний не попадут в инвестиционный портфель, а доли остальных будут искажены. Однако этот подход требует отслеживания сведений о методологии расчета индекса, что может являться дополнительным источником неэффективности.

Более сложный подход, который был рассмотрен в данной работе, связан с применением метода главных компонент – способа снизить размерность данных путем выделения направлений наибольшей дисперсии. Такая методология была описана в работе (Cortes, Debon, Moreno, 2014). Стоит отметить, что для разложения на главные компоненты используются не ряды приростов акций и даже не их стандартизованные величины, а остатки от регрессии стандартизованных приростов акций, поскольку необходимо выделить те компании, которыми в наибольшей степени объясняется нетипичное колебание биржевого индекса. Нашими экспериментами было подтверждено, что именно данный вариант предобработки данных обеспечивает минимальную ошибку.

Альтернативный способ формирования портфеля представлен в исследовании (Zhang, Li, Wang, 2021). Он основывается на кластеризации финансовых инструментов, входящих в индекс с помощью k-medoids метода. Он является альтернативой k-means, однако в нём каждый кластер задается не произвольной точкой пространства, а одним из элементов выборки. Таким образом, в рамках индекса удастся выделить группы активов, меняющихся схожим образом, и использовать наиболее репрезентативный из них. Также встает вопрос выбора метрики схожести между активами. Для временных рядов возможно использование коэффициента корреляции Пирсона, а также алгоритма динамической трансформации временной шкалы (DTW).

Нами было проведено сравнение описанных подходов на примере воспроизведения динамики индекса Московской Биржи на срок в один квартал (частота ребалансировки) по различным мерам схожести¹. В основной части анализа использовались данные о котировках с 17.06.2014 по 17.12.2021. Проведены оценки для вложения 50 тысяч рублей в три, десять или двадцать акций согласно каждому из подходов. Так как два последних результата близки, то ниже приведены графики ядерной оценки плотности для сравнения ошибки прогноза в метрике величины корреляции, DTW расстояния и среднеквадратичной ошибки.

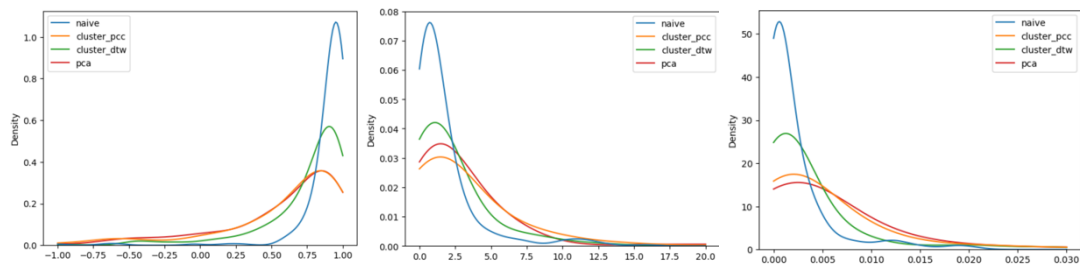


Рис.1. Близость динамики реплицирующих портфелей из трех акций к индексу

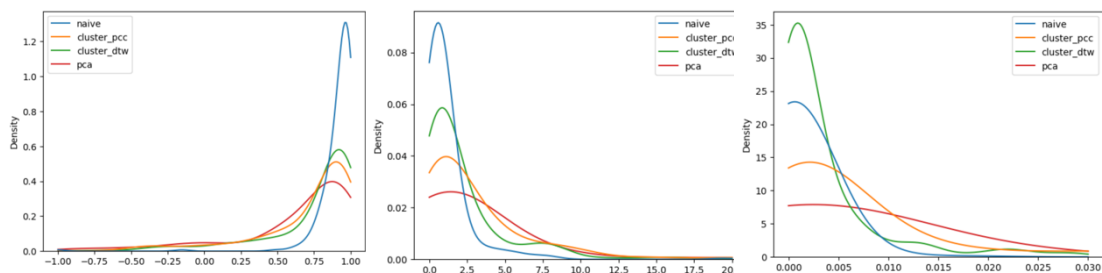


Рис.2. Близость динамики реплицирующих портфелей из двадцати акций к индексу

Как мы можем видеть, самый простой подход обеспечивает наилучший результат, при этом методы, основанные на кластеризации, в среднем показывают себя лучше, нежели основанные на понижении размерности. При этом, если составлять портфель из большего числа акций, метод, заточенный на DTW-расстояние, показывает точность выше остальных в данной метрике. Также можем отметить, что данная метрика является более информативной для временных рядов, нежели коэффициент корреляции, так как стабильно обеспечивает лучшие показатели реплицирования.

Таким образом, рассмотренные методы не позволяют обеспечить повышение качества повторения биржевого индекса. Вследствие этого, в дальнейшем следует продолжать исследование альтернативных подходов, таких как использование нейронных сетей, обучения с подкреплением, а также ансамблирования существующих техник.

¹ Доступ к расчетам: https://github.com/bborisggg/stock_index/.

Литература

- Cortés, Juan, Debón, A., Moreno, C.* Portfolio Composition to Replicate Stock Market Indexes. Application to the Spanish Index IBEX-35. 2014.
- R. Zhang, H. Li, J. Wang.* Index Tracking Based on Dynamic Time Warping and Constrained k-medoids Clustering. 2021. 11th International Conference on Intelligent Control and Information Processing (ICICIP), Dali, China, 2021. pp. 352-359

ВОЗМОЖНОСТИ АВТОМАТИЗАЦИИ МЕТОДА АНАЛИЗА СИНГУЛЯРНОГО СПЕКТРА КАК МЕТОДА АНАЛИЗА ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ ДЛЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ¹

Голяндина Н.Э. (Санкт-Петербург)

Метод анализа сингулярного спектра (singular spectrum analysis, SSA) является методом анализа и прогноза временных рядов, приобретающим все большую и большую популярность, начиная с (Broomhead, King, 1986, Vautard, Yiou, Ghil, 1992, Golyandina, Nekrutkin, Zhigljavsky, 2001), см. ссылки на недавние работы в (Golyandina, Zhigljavsky, 2020). В основе метода лежит сингулярное разложение траекторной матрицы, строящейся на основе временного ряда. Сингулярное разложение является математическим ядром анализа главных компонент, применяемого в многомерном статистическом анализе. Поэтому метод SSA (в России ему было дано имя «Гусеница») также называют анализом главных компонент временных рядов.

Опишем метод SSA более детально. На первом шаге метода по временному ряду $X=(x_1, \dots, x_N)$ строится так называемая траекторная матрица, являющаяся ганкелевой по своей структуре, она имеет вид

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1 & \cdots & x_K \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_L & \cdots & x_N \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{L \times K},$$

где L – длина окна, $1 < L < N$, и $K = N - L + 1$. Пусть для определенности $L < K$. Далее рассматривается сингулярное разложение траекторной матрицы в сумму элементарных матриц ранга один: $\mathbf{X} = \mathbf{X}_1 + \dots + \mathbf{X}_L$. При особых, но довольно общих условиях, основанных на приближенной ортогональности отрезков интересующих нас составляющих ряда, метод SSA позволяет выделять из суммы элементарных матриц те, что относятся к тренду и гармоникам. При этом не надо задавать параметрическую форму тренда и значения периодов. Отличие от анализа главных компонент состоит в том, что данные не центрируются, так как строки и столбцы траекторной матрицы имеют один и тот же смысл. Как следствие, отбор компонент по вкладу для нецентрированных временных рядов не имеет смысла. Сложность отбора состоит в том, что их нужно

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РФН, грант 23-21-00222.

находить по временному поведению компонент сингулярного разложения. Сумма идентифицированных компонент оптимальным образом преобразуется обратно во временной ряд.

Метод можно назвать адаптивным и непараметрическим, однако он позволяет строить прогноз выделенных компонент по оцененным линейным рекуррентным формулам и находить параметрическое приближение выделенной компоненты временного ряда. Такое свойство метода используется в реальных задачах как для выделения тренда и сезонности и обнаружения скрытых периодичностей, так и в качестве препроцессинга для методов машинного обучения, включая искусственные нейронные сети.

В любом случае, для успешного применения SSA в реальных задачах необходима автоматизация выделения тренда и периодик. Этому и посвящен данный доклад. Возможность выделения составляющей временного ряда с помощью SSA называется в рамках SSA разделимостью этой компоненты с остатком. Как уже упоминалось, идентифицировать компоненты можно только по их форме. Однако, смешивание компонент в силу недостаточного качества разделимости или не единственности сингулярного разложения при совпадающих собственных числах приводит к невозможности их идентификации. Поэтому первым шагом является улучшение разделимости. Проблемой является то, что для улучшения разделимости нужно знать, сколько компонент соответствует сигналу. В некотором смысле, улучшение разделимости имеет общие черты с косоугольными факторными вращениями в факторном анализе, только оптимизационный критерий другой.

В ряде работ уже рассматривалась задача автоматизации SSA, без улучшения разделимости (см., например, Alexandrov, 2009). В (Golyandina, Dudnik, Shlemov, 2023) описаны методы автоматической идентификации тренда с улучшением идентификации и показано, что результат устойчив по отношению к оценке ранга с превышением. Поэтому проблему автоматизации выделения тренда, понимаемого как медленно-меняющаяся компонента сигнала, можно считать, в целом, решенной. Однако, методы идентификации периодик оказываются чувствительными не только к недооценке ранга сигнала, но и к его превышению. Заметим, что так как тренд может иметь любую форму, методы оценки ранга (выбора модели сигнала) при наличии тренда произвольной формы ожидаемо будут работать не очень хорошо. Одним из возможных подходов к решению задачи автоматического разложения ряда на интерпретируемые компоненты является последовательно выделение тренда, а потом периодичностей из остатка. Так как выделение периодичностей сильно зависит от оценки ранга, то, вероятно, нужно использовать дополнительную информацию, например, ожидаемые частоты в случае сезонности.

Заметим, что если ранг сигнала оценен точно, то нет необходимости отдельно идентифицировать тренд и периодики, так как методы идентификации тренда и периодик

хорошо работают вместе, а также нет необходимости проверять значимость выделенных компонент. Однако, к сожалению, известные методы оценки ранга сигнала (Albert, Galarza, 2023), а также разрабатываемые нами модификации ВИС критерия на данный момент недостаточно хорошо работают в случаях отклонения от сигнала конечного ранга, коррелированного шума, а также при большом уровне шума.

Тем не менее, в целом, удастся автоматизировать метод SSA так, чтобы построение разложений временных рядов, в частности, рядов объемов продаж с сезонностью, было разумным. Результат предлагаемого алгоритма приведен на рисунке 1, где построено разложение временного ряда объемов продаж для известного набора данных Australian wines (розовые вина) на тренд, сезонность и шум.

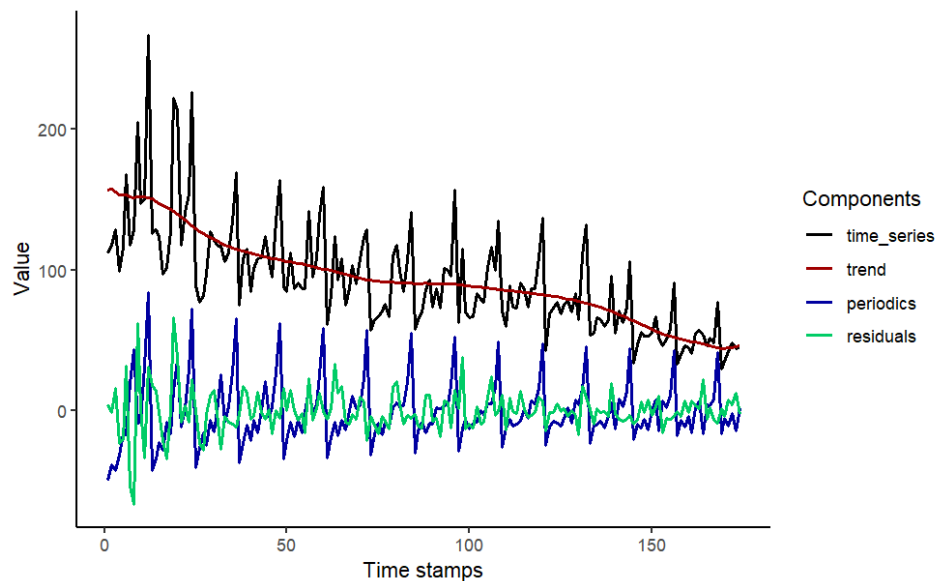


Рис. 1. Ряд Australian Wine (Rose): автоматическое разложение методом SSA

Другой подход к автоматическому разделению ряда на сигнал и шум заключается в кластеризации матрицы взвешенных корреляций между элементарными компонентами временного ряда (Kalantari M., Hassani, 2019). Однако, на наш взгляд, этот метод является слишком неустойчивым.

Литература

Albert R., Galarza C., A constraint optimization problem for model order estimation // Signal Processing, 2023. Vol. 210, 109092.

Alexandrov, T. A method of trend extraction using Singular Spectrum Analysis // RevStat, 2009. Vol. 7, pp. 1-22.

Broomhead D, King G. Extracting qualitative dynamics from experimental data // Physica D, 1986, Vol. 20, pp. 217-236.

Golyandina N., Dudnik P., Shlemov A. Intelligent identification of trend components in singular spectrum analysis// Algorithms, 2023. Vol. 16(7), 353.

Golyandina N., Nekrutkin V., Zhigljavsky A. Analysis of Time Series Structure: SSA and Related Techniques. Chapman&Hall/CRC, 2001.

Golyandina N., Zhigljavsky A. Singular Spectrum Analysis for Time Series. Springer Berlin Heidelberg, 2nd edition, 2020.

Kalantari M., Hassani H. Automatic grouping in singular spectrum analysis // Forecasting, 2019, Vol.1(1), pp.189-204.

Vautard V., Yiou P., Ghil M. Singular-Spectrum Analysis: A toolkit for short, noisy chaotic signals // Physica D, 1992. Vol. 58, pp. 95-126.

ПОЛНЫЙ АЛГОРИТМ ДЕМПСТЕРА ДЛЯ СНИЖЕНИЯ РАЗМЕРНОСТИ ДАННЫХ

Гончаренко А.А., Вайнберг Аллен А.Л. (Москва)

При анализе компонент многомерных статистических данных полезно находить случаи условной независимости пары переменных от остальных переменных распределения, таким образом отсеивая зависимости переменных, которые существуют только из-за зависимости этих переменных от других переменных в нашем распределении. (Переменные X , Y называются условно независимыми относительно Z , когда при любом значении Z их значения независимы.)

В многомерном нормальном распределении элемент матрицы, обратной матрице ковариации, равен 0 тогда и только тогда, когда соответствующие его индексам компоненты условно независимы относительно остальных компонент распределения.

Ввиду случайности данных элементы матрицы, обратной выборочной матрице ковариации, не будут совпадать с реальными значениями, малость элементов этой матрицы не гарантирует условной независимости. Делая предположение о условной независимости пары компонент, мы упрощаем модель и избавляемся от наблюдаемых условных зависимостей, на деле вызванных шумами, но при этом рискуем причислить условную независимость там, где её нет.

Предположение об условной независимости сужает область возможных параметров, понижая максимальное правдоподобие, достижимое в пределах модели.

Подобную модель условных зависимостей/независимостей переменных можно представить в виде графа, где все компоненты, не соединённые ребром, считаются условно независимыми.

Алгоритм Демпстера (Dempster, 1972) начинает с того, что делает изначальное предположение об условной независимости всех переменных, соответствующее пустому графу и единичной матрице ковариации.

Затем он временно добавляет новое ребро в граф, и находит матрицу ковариации, имеющую максимальную функцию правдоподобия, отвечающей данной модели.

Поскольку мы ослабляем требования к распределению, при добавлении ребра максимум функции правдоподобия монотонно растёт.

Так он перебирает все ребра и находит ребро, дающее максимальный вклад в правдоподобие. Его он добавляет окончательно.

Таким образом алгоритм Демпстера продолжает добавлять ребра и находить точку максимального правдоподобия в модели, пока увеличение функции правдоподобия не перестает удовлетворять уровню значимости.

Недостаток алгоритма Демпстера состоит в том, что подобный перебор требует много операций, так как матрицу с максимальным правдоподобием он находит методом, аналогичным методу градиентного спуска.

Поэтому в 2008 году Вайнберг Аллен (Вайнберг Аллен, 2008) предложила вместо перебора ребер выбирать ребро, имеющее максимальный модуль ковариации и не образующее циклов. Таким образом можно не перебирать все ребра. Отсутствие циклов гарантирует, что две условно независимые величины, сильно коррелирующие с другими величинами, не будут связаны, если не будет сильной погрешности в выборочных ковариациях.

Это позволяет также находить лишь приблизительную матрицу ковариации максимального правдоподобия, так как её вычисление становится нужно лишь для критерия остановки.

Доступная вычислительная мощность с тех пор выросла, так что есть возможность сравнить эффективность обоих методик с полным поиском матрицы ковариации максимального правдоподобия, а также проверить нормальность данных ВНЕР-тестом (Henze, Zirkler, 1990).

В качестве примера анализируется применение метода для реального набора данных и строится «поле условной независимости» переменных.

Литература

Вайнберг Аллен, А.Л. Графы для анализа структурных соотношений между переменными и их приложение к изучению российских регионов (часть 2). Прикладная эконометрика, 2008. (4), 42-70.

Dempster, A.P. Covariance Selection. *Biometrics*, 1972. 28(1), 157-175.
<https://doi.org/10.2307/2528966>.

Henze, N., & Zirkler, B. A class of invariant consistent tests for multivariate normality. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 1990. 19(10), 3595-3617.
<https://doi.org/10.1080/03610929008830400>.

ПРИЧИННЫЙ АНАЛИЗ ФАКТОРОВ РАЗВИТИЯ РЫНКА ЖИЛОЙ НЕДВИЖИМОСТИ В ОЦЕНКЕ "КАЧЕСТВА ЖИЗНИ"

Горелова С.С. (Оренбург)

Многолетние исследования ученых в области измерения качества жизни остаются актуальными и по сей день. Вначале представим характеристику "качество жизни" в зависимости от типа недвижимости. Для эффективной эксплуатации общественных зданий особую роль играет качество трудовой жизни, характеризующееся условиями и организацией труда и отдыха для наилучшей реализации способностей работника. Развитие рынка жилой недвижимости зависит от ряда факторов, связанных с уровнем жизни населения, а качество жизни, в первую очередь, определяется жилищными условиями. Причинный анализ подразумевает выявление влияющих друг на друга факторных признаков и тесноты связи между ними. Оценка влияния макроэкономических показателей на основные маркеры первичного рынка жилой недвижимости в России представлена в работе (Звездина, Сараев, 2023). Методология измерения синтетических категорий и многокритериального рейтингования регионов РФ и их муниципальных образований по качеству жизни населения основана на специальном виде свертках ряда частных критериев (статистически регистрируемых) соответствующей синтетической категории, представленная на примере Самарской области и ее муниципальных образований в работе (Айвазян, Степанов, Козлова, 2006). Рассматриваются параметры (финансовое положение, трудовая деятельность, жилищные условия, безопасность жизни, здоровье населения, образование, культура, транспортная инфраструктура, информационно-коммуникационные ресурсы, жизненный потенциал населения) и частные показатели качества жизни, затрагивающие ключевые направления социальной политики. Для выявления проблемных областей в социально-экономическом развитии каждого региона методом агрегирования выполняется расчет интегральной оценки качества жизни населения, представленный на примере Приволжского федерального округа в работе (Бикеева, Королева, 2023).

Прикладное значение моделирования социально-экономических взаимосвязей определяется возможностями их использования при решении задач, направленных на поддержку социо-эколого-экономического регионального устойчивого развития. При анализе положения субъектов РФ по трем вышеназванным направлениям, большая часть регионов, несмотря на успешность в экономической и социальной сферах, имела сильнейший дисбаланс по причине ненадлежащего внимания к экологической обстановке в регионе (Павлова, Боркова, 2023). Сравнительно недавно разработана процедура построения индикаторов основных направлений социально-экономического развития, определяющих качество жизни на основе общего базиса (с учетом объективных данных и результатов опросов населения), компоненты которого являются характеристиками дифференциации, сформированными при помощи теоретически обоснованных моделей

регионального развития (Афанасьев, Айвазян, 2018). Мониторинг интегральных индикаторов качества жизни населения региона позволяет принять грамотное управленческое решение по дальнейшему планированию развития территории. Особое внимание заслуживает выявление проблемных областей в жизни общества, а также степень развития сфер, оказывающих существенное влияние на качество жизни населения. По этой причине каждый фактор следует рассматривать не только с точки зрения его проблемности, но и с позиции его значимости (Айвазян, Исакин, 2006). Если подойти к каждому показателю более детально и представить траекторию его изменения с учетом нескольких сценариев развития, можно существенно расширить информационное поле исследования и достигнуть результатов высокого качественного уровня. Для анализа транспортной доступности в качестве ключевого индикатора пространственных возможностей развития, реализуемого в рамках транспортной инфраструктуры, а также характеризующего качество формирования жилого комплекса с позиции удобного местоположения, особое значение приобретает геоинформационная база данных. На основе взвешенных нормированных частных критериев/показателей (доступность объекта в утренний и вечерний час пик: на личном транспорте, на общественном транспорте; доступность парковочной инфраструктуры; беспересадочная доступность точек притяжения наземным транспортом; шаговая доступность объектов социальной инфраструктуры и станций скоростного внеуличного транспорта) разработана методика расчета интегральных показателей транспортной доступности жилых комплексов на примере г. Москвы (Мхитарян, Мусатова, Муртузалиева, Тимохина, Широценская, 2021). Следует согласиться с выше представленными авторами в необходимости дальнейшего выявления показателей, основанных на восприятии жителями города критериев качества при выборе места жительства. При кластерном анализе внутригородских переездов на примере жителей Москвы, среди респондентов выделялись группы со схожими мотивами смены места жительства, в сравнении каждой из них по социально-демографическим характеристикам респондентов, а также значениям выраженности факторов в каждом кластере, представленными в работе (Балакирева, Горайнова, Полухина, 2017).

Комплексный характер анализа качества жизни населения обеспечивается при рассмотрении не только всех основных компонент, но и уровня жизни в целом в трех аспектах: динамика, сопоставление с нормативными критериями и научно обоснованными нормами уровня жизни, межрегиональное сопоставление (Мартынов, Богословская, 2018).

При проведении межрегиональных и динамических сопоставлений с построением композиционного индекса качества жизни населения рассматриваются как отечественные так и зарубежные методики определения и выявления региональной дифференциации качества жизни населения, среди которых наиболее пригодным для исследования выступает метод линейного масштабирования, используемый при расчете индекса развития человеческого потенциала (ИРЧП), что отражено в работе (Кривошей, 2008).

Таким образом, причинный анализ факторов развития рынка жилой недвижимости во многом определяется содержанием категории "качество жизни", которое каждым индивидуумом определяется в зависимости от степени значимости местоположения: развитая социальная и транспортная инфраструктура, благоприятная экологическая обстановка, достаточное количество спортивных площадок для детей и взрослых и др.

Литература

- Айвазян С.А., Исакин М.А.* Интегральные индикаторы качества жизни населения региона как критерии эффективности социально-экономической политики, проводимой органами региональной власти // Прикладная эконометрика. 2006. № 1(1). С. 25-31.
- Айвазян С.А., Степанов В.С., Козлова М.И.* Измерение синтетических категорий качества жизни населения региона и выявление ключевых направлений совершенствования социально-экономической политики (на примере Самарской области и ее муниципальных образований) // Прикладная эконометрика. 2006. № 2(2). С. 18-84.
- Афанасьев М.Ю., Айвазян С.А.* Индикаторы социально-экономического развития субъектов РФ в базисе характеристик региональной дифференциации // Вестник ЦЭМИ. 2018. № 2. – С. 2.
- Балакирева М., Горяйнова А., Полухина Е.* Переезды внутри Москвы: как тип домохозяйства и стиль жизни предопределяет выбор места жительства // Интеракция. Интервью. Интерпретация. 2017. Т. 9, № 13. – С. 82-95.
- Бикеева М.В., Королева Ю.Г.* Регионы Приволжского федерального округа: оценка эффективности социально-экономической политики на основе качества жизни населения // Статистика и Экономика. 2023. Т. 20, № 6. – С. 4-12.
- Звездина Н.В., Сараев А.В.* Анализ и моделирование влияния макроэкономических факторов на ввод в эксплуатацию жилой недвижимости в России // Вопросы статистики. 2023. Т. 30, № 1. – С. 27-41.
- Кривошей В.А.* Опыт оценки региональной дифференциации качества жизни населения // Фундаментальные и прикладные исследования кооперативного сектора экономики. 2008. № 3. – С. 34-38.
- Мартынов А.П., Богословская С.С.* Уровень и качество жизни населения в регионах Приволжского федерального округа: современное состояние и динамика развития // Вопросы статистики. 2018. Т. 25, № 1. – С. 25-33.
- Мхитарян С.В., Мусатова Ж.Б., Муртузалиева Т.В., Тимохина Г.С., Широценская И.П.* Методика оценки транспортной доступности капитальных объектов мегаполиса на основе геоинформационных данных // МИР (Модернизация. Инновации. Развитие). 2021. Т. 12, № 4. – С. 400-415.
- Павлова С.В., Боркова Е.А.* Статистические индикаторы при моделировании социально-экономических взаимосвязей регионов // Экономические науки. 2023. № 219. – С. 121-125.

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ПОДХОДОВ К ОЦЕНКЕ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СЛОЖНОСТИ РЕГИОНОВ РОССИИ

Гусев А.А. (Москва)

Индекс экономической сложности (ЕСИ) (Hidalgo, Hausmann, 2009) измеряет сложность производственной структуры региона путем объединения информации о разнообразии экономики (количество сильных секторов) и распространенности сильных секторов (количество регионов, в которых сектор является сильным). Идея, лежащая в основе ЕСИ, заключается в том, что развитые региональные экономики разнообразны (диверсифицированы) и производят продукцию сильных секторов, которые в среднем имеют низкую распространенность, потому что только несколько региональных экономик развили сектор до уровня сильного. Характеристики сложности производственных структур регионов можно рассматривать как показатель уровня человеческого и социального капитала региональной экономики, поскольку способность региона производить продукцию сильных секторов с высокими оценками сложности зависит от накопленных знаний и способности людей формировать социальные и профессиональные сети для того, чтобы собирать, накапливать и использовать в производстве новые знания (Hidalgo, 2015).

В докладе предложен подход к оценке экономической сложности регионов России по 24 видам экономической деятельности (ВЭД). Подход основан на стандартном методе оценки экономической сложности регионов и позволяет получить оценки экономической сложности ВЭД. Процедура подготовки исходной информации для расчета оценок экономической сложности регионов по ВЭД проще, чем по секторам (Афанасьев, Кудров, 2021) на основе данных о налоговых поступлениях. Проведён сравнительный анализ оценок экономической сложности по 82 секторам и 24 ВЭД для 79 регионов по данным за 2019 г. Корреляция составляет 0,77. При отсутствии трёх добывающих регионов (Оренбургская, Тюменская и Сахалинская области) корреляция оценок экономической сложности регионов по секторам и по ВЭД становится 0,82. Оценки экономической сложности регионов сохраняют высокую устойчивость при переходе от данных по налоговым поступлениям при оценке по секторам к данным по объёмам производства при оценке по ВЭД. Оценка экономической сложности регионов по 24 ВЭД может быть полезна при решении задач управления, направленных на повышение экономической сложности региона.

С использованием разработанной программы на языке Python проведено моделирование траекторий развития регионов. Были построены различные траектории развития регионов с ориентацией на максимизацию экономической сложности на основе данных о налоговых поступлениях по 82 секторам и на основе данных по отгруженной продукции по 24 ВЭД за 2019 г. Показано, что ориентация на максимизацию экономической сложности приводит к изменениям в структурах региональных экономик,

и повышается экономическая сложность у регионов, которые целенаправленно диверсифицируют свою экономику, в отличие от регионов, которые не изменяют структуру экономики.

Литература

- Афанасьев М. Ю., Кудров А.В.* Экономическая сложность и вложенность структур региональных экономик // Экономика и математические методы. – 2021. – Т. 57, № 3. – С. 67-78. DOI 10.31857/S042473880016410-0. – EDN RKEULL.
- Hidalgo, C.* Why information grows: The evolution of order, from atoms to economies. New York: Penguin Press. 2015.
- Hidalgo, C.A., & Hausmann, R.* The building blocks of economic complexity. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2009. 106(26), 10570-10575.

МЕТОДЫ КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИНФЛЯЦИИ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА СИНГУЛЯРНОГО СПЕКТРА И РЕГРЕССИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ РАЗНОЧАСТОТНЫХ ДАННЫХ

Зарова Е.В. (Москва)

Рассматриваются возможности объединения методов анализа сингулярного спектра («Гусеница»-SSA) и регрессионного моделирования разночастотных временных рядов для получения достоверных краткосрочных прогнозов месячной инфляции на основе еженедельных индексов потребительских цен на отдельные товары. Обоснован методический подход к выбору «опорных» товаров для опережающей оценки цепных месячных ИПЦ. Прикладное значение исследования определяется важностью получения достоверных прогнозов инфляции в условиях высокой волатильности.

Решение важнейшей теоретической и прикладной задачи современной эконометрики – построение надежных и качественных моделей инфляции, обеспечивающих ее достоверное прогнозирование – имеет множество вариантов, представленных как в отечественной, так и в зарубежной литературе.

Для целей таргетирования инфляции Банк России с 2015 года использует среднесрочное прогнозирование ИПЦ, основанное на краткосрочных (на горизонте двух кварталов) прогнозах. (Андреев, 2016). При этом в практике Банка России для целей краткосрочного прогнозирования инфляции применяются две группы моделей: первая - модели, основанные на ретроспективной динамике. К этой группе относятся модели случайного блуждания, авторегрессии с линейным трендом и ненаблюдаемой компоненты. Вторая группа – модели, в которых используются различные экзогенные переменные. Последние включают модели векторной авторегрессии (стандартной (VAR) и байесовской (BVAR)) и линейной регрессии (OLS). При этом в качестве экзогенных используются переменные, отражающие как ситуацию на внутреннем рынке (индикаторы

спроса и предложения), так и внешние факторы, воздействующие на ценовую динамику (Андреев, 2016). Примером достаточно полного системного теоретического представления моделей краткосрочного прогнозирования инфляции и их комплексного прикладного использования является работа (Kurmaş Akdoğan, Selen Başer, and ets., 2012). Авторы этой работы предлагают механизм объединения прогнозов на основе весовых коэффициентов, обратных величине относительной ошибки аппроксимации по каждому из них. Аprobация на российских данных методов краткосрочного прогнозирования инфляции с применением VAR-моделирования приведена в статье (Перевышин, 2022).

Появление новых высокочастотных статистических данных об инфляции, в частности, еженедельных индексов потребительских цен (тарифов) на отдельные товары и услуги, публикуемых с января 2022 года Росстатом (<https://rosstat.gov.ru/statistics/price>) определяет необходимость и возможность использования новых методов краткосрочного прогнозирования инфляции. Необходимость обусловлена потребностью получения опережающих оценок месячной динамики потребительских цен по сравнению с официальными публикациями Росстата. Официально публикуемые цепные (ежемесячные) индексы потребительских цен имеют относительно небольшой запаздывающий лаг (один месяц), но его уменьшение с учетом получения при этом достоверной оценки имеет весьма важное значение в условиях нестабильности экономики. Возможным подходом для решения данной задачи является комбинирование методов одномерного и многомерного моделирования динамики недельных индексов потребительских цен на отдельные товары на основе объединения метода «Гусеница» - SSA (Singular Spectrum Analysis - анализ сингулярного спектра) и метода MIDASR (Mixed Frequency Data Sampling Regression Models - Регрессионные модели выборочных данных со смешанной частотой). Теоретическое изложение методов SSA, а также их программная реализация представлены, в частности, в работе (Golyandina, Korobeynikov, Zhigljavsky, 2018). Методам MIDASR и их реализации в программной среде R посвящена работа (Ghysels, Kvedaras, Zemlys, 2016). На рис.1 приведен пример разложения ряда недельных индексов цен на конкретный продукт (говядину) на основе «гусеничных» главных компонент, полученных методом SSA.

Данные рис.1. показывают наибольший вклад трендовой и первой циклической компонент в дисперсию недельных значений индексов потребительских цен на рассматриваемый товар (говядину). Получение прогнозов недельных индексов потребительских цен трех выбранных товаров (X1-говядина; X10 – масло сливочное, X20-яйца куриные) методом SSA позволяет их использовать в качестве входных переменных для построения регрессионной модели месячных ИПЦ на продовольственные товары (рис.2) методом MIDASR. Из данных рис.2 следует, что выбор этих входных переменных («опорных товаров») обоснован для опережающей оценки официально публикуемого значения месячного ИПЦ продовольственных товаров на один месяц и требует

корректировки на основе пошаговой регрессии для более длительного опережающего лага (2-3 месяца).

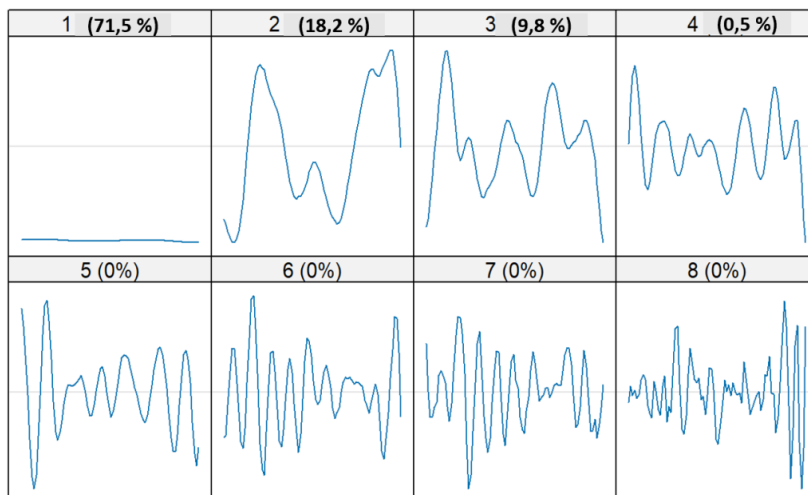


Рис.1. Вклад спектров временного ряда недельных индексов потребительских цен на говядину в общую дисперсию, %; метод «Гусеница» - SSA

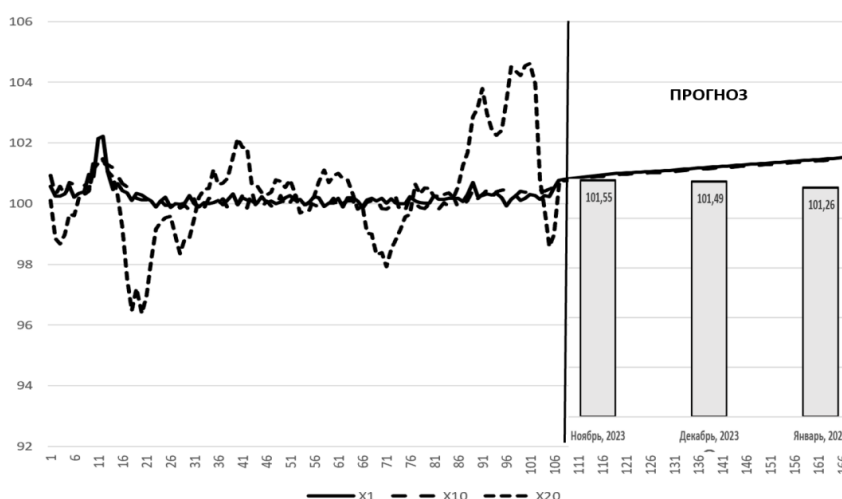


Рис.2. Соответствие прогноза месячного ИПЦ на продовольственные товары, полученного на основе недельных индексов цен на три товара (X1-говядина, X10-масло сливочное и X20 - яйца куриные), и соответствующих фактических значений этого ИПЦ по периодам: ноябрь, декабрь 2023г. и январь 2024г.); метод MIDASR

Литература

- Андреев А.* Прогнозирование инфляции методом комбинирования прогнозов в Банке России. Серия докладов об экономических исследованиях. Банк России, август 2016.
- Голяндина Н.А.* Метод «Гусеница»-SSA: прогноз временных рядов. Учебное пособие. Санкт-Петербургский государственный университет. Санкт-Петербург. 2004.
- Перевышин Ю.Н.* Краткосрочное прогнозирование инфляции в российской экономике. 2022.

- Ghysels E, Kvedaras V, Zemlys V.* Mixed Frequency Data Sampling Regression Models: The R Package *midasr*. *Journal of Statistical Software*, 2016. 72(4), 1-35. doi:10.18637/jss.v072.i04.
- Golyandina N., Korobeynikov A., Zhigljavsky A. *Singular Spectrum Analysis with R*. Springer. 2018. ISBN 978-3-662-57378-5
- Kurmaş Akdoğan, Selen Başer, Meltem Gülenay Chadwick, Dilara Ertuğ, and ets.* Short-term inflation forecasting models for turkey and a forecast combination analysis. *Central Bank of the Republic of Turkey February*. 2012, 34.p.

ПЕРЕОБУЧЕНИЕ В КОНЕЧНЫХ СМЕСЯХ НОРМАЛЬНЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ

Иванов М.А., Рощина Я.А., Королев В.Ю. (Москва)

Оценка параметров конечных смесей нормальных распределений (McLachlan, Lee et al., 2019) – сложная и интересная статистическая задача. Она возникает в различных контекстах:

- прогнозирование волатильности в сфере энергетики (Zhang et al., 2021) и финансов (Cavicchioli, 2021; Catania, 2021);
- разработка признаков, повышающих точность прогнозирования временных рядов (Gorshenin, Kuzmin, 2022; Горшенин и Кузьмин, 2021);
- создание интеллектуальных торговых систем (Gorshenin, Vilyaev, 2022);
- выбор оптимального инвестиционного портфеля (Luxenberg, Boyd, 2024) и т.д.

Кроме того, эта задача актуальна в бизнес-приложениях: например, для оценки распределений доходов, сумм заказов в интернет-магазинах и др.

Для её решения традиционно максимизируют правдоподобие с помощью EM-алгоритма (Dempster, Laird et al., 1977). В работе (Wu, 1983) доказано, что этот алгоритм сходится к локальному максимуму функции правдоподобия, причём полученные оценки могут зависеть от начального приближения. К сожалению, правдоподобие смеси нормальных распределений не имеет глобального максимума (Redner, Walker, 1984) и в определённых случаях стремится к бесконечности при стремлении дисперсии как минимум одной компоненты к нулю. В результате оценённая плотность смеси имеет острые пики, сконцентрированные на отдельных точках данных (см. иллюстрации в работах (Bishop, 2006, fig. 9.7; Biernacki, Chrétien, 2003, fig. 1)). Эта проблема побудила некоторых авторов заключить, что «максимизация функции правдоподобия не является корректно поставленной задачей, поскольку такие сингулярности будут присутствовать всегда и будут возникать всякий раз, когда одна из компонент смеси «схлопывается» в конкретной точке данных» (Bishop, 2006), а «принцип максимального правдоподобия не работает для класса смесей нормальных распределений» (Everitt, Howell, 1981).

В практических приложениях это приводит к делению на нулевую дисперсию в процессе работы оптимизационных алгоритмов и обращению оценок в NaN.

Для решения проблемы обнуления дисперсий компонент смеси в разное время были предложены следующие методы.

- На каждой итерации EM-алгоритма прибавлять к оценкам дисперсий фиксированное положительное число (scikit-learn developers, 2023). Этот подход наиболее часто используется на практике, но не имеет теоретического обоснования.

- Использовать различные ограничения на дисперсии компонент (Hathaway, 1985, 1986; Ingrassia, Rocci, 2007). Эти методы отличаются сложностью и на практике не используются.

- Использовать принципиально другие методы статистического оценивания параметров смеси, т.е. не метод максимального правдоподобия. Например, метод моментов (Pereira, Kileel et al., 2022), байесовские методы (Lu, 2021), минимизация расстояния Вассерштейна (Kolouri, Rohde et al., 2018) и пр. Однако эти методы вычислительно затратны, а полученные оценки могут быть менее эффективными по сравнению с оценками максимального правдоподобия (Q. Zhang, Chen, 2022).

- Заменить метод максимального правдоподобия методом апостериорного максимума. Для этого предлагаются априорные распределения для дисперсий компонент смеси (Ormoneit, Tresp, 1998; Ciuperca, Ridolfi et al., 2003; Fraley, Raftery, 2007; Chen, Tan et al., 2008). В указанных статьях показано, что получающееся в результате правдоподобие со штрафом (англ. *penalized likelihood*) более не является неограниченным. К тому же, в этом случае для поиска оценок по-прежнему применим EM-алгоритм с минимальными модификациями.

В настоящей работе проблема обнуления дисперсий компонент смеси рассматривается с точки зрения статистического обучения (англ. *statistical learning*). Предлагается интерпретировать её как результат *переобучения* смешанной модели. Как было отмечено выше, компоненты смеси могут «схлопываться в конкретных точках данных» (Bishop, 2006), при этом модель излишне фокусируется на деталях (более того, на отдельных наблюдениях) обучающего датасета. Интуитивно понятно, что генеральная совокупность или валидационная выборка вряд ли будут содержать точно такие же наблюдения. Поэтому логично предполагать, что ошибка модели на валидационной выборке будет возрастать. В работе ошибка модели измеряется отрицательным логарифмом правдоподобия и интегрированной квадратической ошибкой (Marron, Wand, 1992). Процесс переобучения наглядно демонстрируется с использованием симуляций и кросс-валидации.

Регуляризация – традиционный способ борьбы с переобучением. Поэтому и в случае смесей нормальных распределений регуляризация – не просто формальный способ «заставить» правдоподобие быть конечным, как сделано, например, в (Ciuperca, Ridolfi et

al., 2003). Цель и результат регуляризации в случае смешанных моделей такие же, как и для других статистических моделей – предотвращение деградации качества модели на данных, не вошедших в обучающую выборку.

В работе также предлагается использовать репараметризацию смеси в терминах *точностей* $\tau_k = 1/\sigma_k$ вместо стандартных отклонений σ_k . В этом случае в качестве регуляризации можно использовать широко известную регуляризацию Тихонова, а именно – квадрат нормы L_2 . При этом сохраняется возможность использования EM-алгоритма, а сила регуляризации контролируется единственным гиперпараметром $\lambda \geq 0$, а не двумя, как в (Ciuperca, Ridolfi et al., 2003).

Итоговая оптимизационная задача для оценки параметров методом максимального правдоподобия выглядит следующим образом:

$$\min_{p_k, \mu_k, \tau_k \forall k} -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \ln \left(\sum_{k=1}^K p_k \frac{\tau_k}{\sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{1}{2} (x_n - \mu_k)^2 \tau_k^2 \right) \right) + \lambda \sum_{k=1}^K \tau_k^2.$$

С использованием симуляции в работе показывается, что может существовать ненулевой гиперпараметр λ , обеспечивающий минимальную ошибку модели на валидационной выборке.

В результате применения этой регуляризации к данным оценённая плотность смеси выглядит более гладкой по сравнению с плотностью, получаемой без регуляризации (при $\lambda = 0$). В работе также показано, что это неслучайно, потому что в случае смесей нормальных распределений регуляризация L_2 связана с *roughness penalty* (Green, Silverman, 1993; Silverman, 1982) – разновидностью регуляризации в анализе функциональных данных, направленной на сглаживание оценок.

Предлагаемый подход к решению проблемы обнуления дисперсий в конечных смесях нормальных распределений с точки зрения предотвращения переобучения отличается простотой реализации и интерпретации.

Литература

- Горшенин, А.К., Кузьмин В.Ю. Метод повышения точности нейросетевых прогнозов с использованием смешанных вероятностных моделей и его реализация в виде цифрового сервиса. Информ. и её примен. 2021. 15 (3): 63-74. <https://doi.org/10.14357/19922264210309>.
- Biernacki, Christophe, Stéphane Chrétien.* Degeneracy in the Maximum Likelihood Estimation of Univariate Gaussian Mixtures with EM. *Statistics & Probability Letters*, 2003. 61 (4): 373-82. [https://doi.org/10.1016/S0167-7152\(02\)00396-6](https://doi.org/10.1016/S0167-7152(02)00396-6).
- Bishop, Christopher M.* 9. Mixture Models and EM. In *Pattern Recognition and Machine Learning*, 2006. 423-59. Information Science и Statistics. New York: Springer.

- Catania, Leopoldo* Dynamic Adaptive Mixture Models with an Application to Volatility and Risk. *Journal of Financial Econometrics*, 2021. 19 (4): 531-64. <https://doi.org/10.1093/jfinec/nbz018>.
- Cavicchioli, Maddalena* Statistical Inference for Mixture GARCH Models with Financial Application. *Computational Statistics*, 2021. 36 (4): 2615-42. <https://doi.org/10.1007/s00180-021-01092-5>.
- Chen, Jiahua, Xianming Tan, Runchu Zhang* Inference for Normal Mixtures in Mean and Variance. *Statistica Sinica*, 2008. 18 (2): 443-65. <https://www.jstor.org/stable/24308490>.
- Ciuperca, Gabriela, Andrea Ridolfi, Jerome Idier* Penalized Maximum Likelihood Estimator for Normal Mixtures. *Scandinavian Journal of Statistics*, 2003. 30 (1): 45-59. <https://doi.org/10.1111/1467-9469.00317>.
- Dempster, A.P., Laird N.M., Rubin D.B.* Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* 1977. 39 (1): 1-38. <http://www.jstor.org/stable/2984875>.
- Everitt, Brian S., David C. Howell, ed.* *Finite Mixture Distributions*. Monographs on Applied Probability и Statistics. Chapman and Hall. 1981.
- Fraley, Chris, Adrian E Raftery.* Bayesian Regularization for Normal Mixture Estimation and Model-Based Clustering. *Journal of Classification*, 2007. 24: 155-81. <https://doi.org/10.1007/s00357-007-0004-5>.
- Gorshenin, A.K., Vilyaev A.L.* Finite Normal Mixture Models for the Ensemble Learning of Recurrent Neural Networks with Applications to Currency Pairs. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2022. 32 (4): 780-92. <https://doi.org/10.1134/S1054661822040058>.
- Gorshenin, A., Kuzmin V.* Statistical Feature Construction for Forecasting Accuracy Increase and Its Applications in Neural Network Based Analysis. *Mathematics*, 2022. 10 (4): 589. <https://doi.org/10.3390/math10040589>.
- Green, P.J., & Silverman, B.W.* *Nonparametric Regression and Generalized Linear Models: A roughness penalty approach* (1st ed.). Chapman and Hall/CRC. 1993. <https://doi.org/10.1201/b15710>.
- Hathaway, Richard J.* A Constrained Formulation of Maximum-Likelihood Estimation for Normal Mixture Distributions. *The Annals of Statistics*, 1985. 13 (2). <https://doi.org/10.1214/aos/1176349557>.
- . A Constrained Em Algorithm for Univariate Normal Mixtures. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 1986. 23 (3): 211-30. <https://doi.org/10.1080/00949658608810872>.
- Ingrassia, S., Rocci R.* Constrained Monotone EM Algorithms for Finite Mixture of Multivariate Gaussians. *Computational Statistics & Data Analysis* 2007. 51 (11): 5339-51. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2006.10.011>.

- Kolouri, Soheil, Gustavo K. Rohde, Hoffmann H.* Sliced Wasserstein Distance for Learning Gaussian Mixture Models. In *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018. 3427-36. Salt Lake City, UT: IEEE. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00361>.
- Lu, Jun.* A Survey on Bayesian Inference for Gaussian Mixture Model. 2021. <http://arxiv.org/abs/2108.11753>.
- Luxenberg, E., Boyd, S.* Portfolio construction with Gaussian mixture returns and exponential utility via convex optimization. *Optim Eng*, 2024. 25, 555-574. <https://doi.org/10.1007/s11081-023-09814-y>.
- Marron, J. S., M. P. Wand.* Exact Mean Integrated Squared Error. *The Annals of Statistics*, 1992. 20 (2): 712-36. <https://doi.org/10.1214/aos/1176348653>.
- McLachlan, Geoffrey J, Sharon X Lee, Suren I Rathnayake.* Finite Mixture Models. *Annual Review of Statistics and Its Application*, 2019. 6 (1): 355-78. <https://doi.org/10.1146/annurev-statistics-031017-100325>.
- Ormonet, D., Tresp V.* Averaging, Maximum Penalized Likelihood and Bayesian Estimation for Improving Gaussian Mixture Probability Density Estimates. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1998. 9 (4): 639-50. <https://doi.org/10.1109/72.701177>.
- Pereira, João M., Joe Kileel, Kolda Tamara G.* Tensor Moments of Gaussian Mixture Models: Theory and Applications. 2022. <http://arxiv.org/abs/2202.06930>.
- Redner, Richard A., Walker Homer F.* Mixture Densities, Maximum Likelihood and the EM Algorithm. *SIAM Review*, 1984. 26 (2): 195-239. <https://doi.org/10.1137/1026034>.
- scikit-learn developers.* Sklearn.Mixture.GaussianMixture. 2023. <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.mixture.GaussianMixture.html>.
- Silverman, B.W.* On the Estimation of a Probability Density Function by the Maximum Penalized Likelihood Method. *The Annals of Statistics*, 1982. 10 (3): 795-810. <https://doi.org/10.1214/aos/1176345872>.
- Wu, C.F. Jeff.* On the Convergence Properties of the EM Algorithm. *The Annals of Statistics*, 1983. 11 (1): 95-103. <https://www.jstor.org/stable/2240463>.
- Zhang, Qiong, Jiahua Chen.* Minimum Wasserstein Distance Estimator Under Finite Location-Scale Mixtures. In *Advances and Innovations in Statistics and Data Science*, Wenqing He, Liqun Wang, Jiahua Chen, и Chunfang Devon Lin ed., 2022. 69-98. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-08329-7_4.
- Zhang, Yang, Yidong Peng, Xiuli Qu, Jing Shi, Ergin Erdem.* A Finite Mixture GARCH Approach with EM Algorithm for Energy Forecasting Applications. *Energies*, 2021. 14 (9): 2352. <https://doi.org/10.3390/en14092352>.

ОЦЕНКА ВЛИЯНИЯ БЮДЖЕТНЫХ ИНВЕСТИЦИЙ НА ЭКОНОМИЧЕСКИЙ РОСТ

Коваленко Н.Н. (Москва)

Инвестиции и инвестиционная деятельность имеют из года в год возрастающую степень востребованности и потенциала в качестве направлений для научных исследований, что признается отечественными и зарубежными учёными (Серёда, 2017). При этом бюджетные инвестиции как отдельная категория инвестиций в академической литературе исследованы фрагментарно, что обосновывает актуальность данного исследования.

Бюджетные инвестиции как часть общих расходов государственного сектора оказывают существенное влияние на деловую активность так как в основном макроэкономическом равенстве (формула 1), по которому оценивается объём экономики стран (показатель валового внутреннего продукта (ВВП)), являются составной частью двух элементов (инвестиции (I) и государственные расходы (G)).

$$\text{ВВП} = C + I + G + X_n \quad (1),$$

где C – потребительские расходы, G – чистый экспорт.

Как отмечают в своем исследовании Кудрин А.Л. и Кнобель А.Ю., уровень госрасходов в долях ВВП может существенно различаться для развивающихся и развитых стран (Кудрин, Кнобель, 2017). На рис. 1 представлена динамика доли расходов консолидированных бюджетов субъектов Российской Федерации (всего) в валовом региональном продукте по субъектам Российской Федерации (валовая добавленная стоимость в текущих основных ценах) – всего, в % (ВРП), за период 2000-2022 гг.

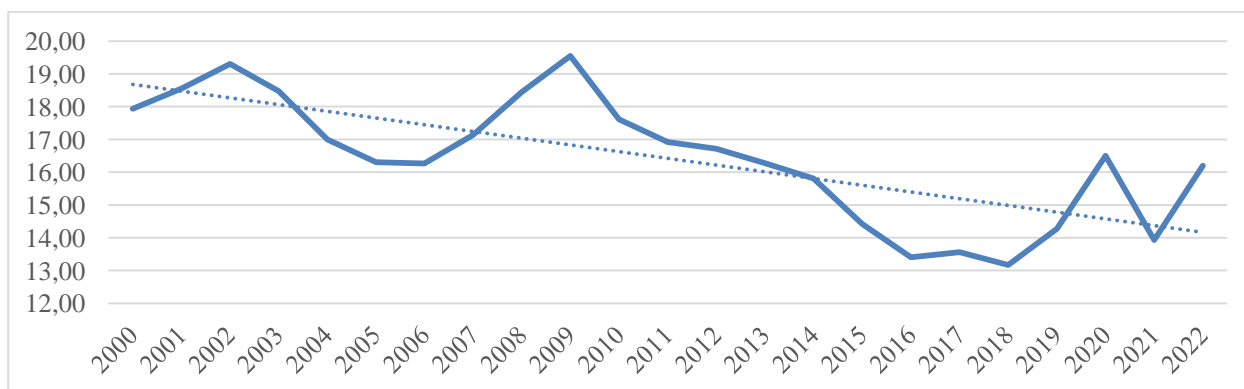


Рис. 1. Динамика доли расходов консолидированных бюджетов субъектов Российской Федерации (всего) в ВРП* (всего), в % за период 2000-2022 гг.

Источник: составлено автором по данным Федеральной службы государственной статистики (Росстат),
URL: <https://rosstat.gov.ru/folder/210/document/13205/>.

*Примечание: здесь и далее объём ВРП за 2022 год в расчетах принят на уровне 2021 года.

График, представленный на рисунке 1, отражает общую тенденцию снижения государственных расходов в объёме ВРП, а также свидетельствует об усилении государственного участия в совокупном объёме региональной экономики в годы меняющейся экономической среды, которые также называют автошоковыми явлениями (экономические реформы 2000х, экономический кризис 2008-2009 гг., пандемия коронавирусной инфекции 2020 г., геополитическая нестабильность и вводимые санкции 2022 г.). Амплитуда колебаний значений рассматриваемого отношения показателей государственных расходов к объёму ВРП в целом по Российской Федерации составляет от 19,5% в 2009 г. до 13,2% в 2018 г., что находится значительно ниже пределов 35-40%, которые по оценкам авторов Кудрина А.Л. и Кнобель А.Ю. обеспечивают стимулирование экономического роста.

Важно отметить, что рассматриваемая доля расходов консолидированных бюджетов субъектов Российской Федерации в ВРП существенно различается в регионах: наиболее низкие значения (до 10%) в 2022 г. имеют регионы – автономные округа Ненецкий (4,73%), Ханты-Мансийский – Югра (6,76%), Ямало-Ненецкий (8,39%), наиболее высокие значения (выше 50%) имеют Республики Тыва (70,33%) и Ингушетия (62,10%).

Так как часть расходов бюджетной системы составляет расходы на текущую деятельность в исследовании проведена оценка влияния бюджетных расходов на экономический рост, направляемых государством на инвестиционную деятельность (рис. 2).

При определении основных источников данных об объёмах бюджетных инвестициях учтены рекомендации Справочного документа Организации Объединенных Наций¹, согласно которому «любые капитальные затраты правительства можно было бы определить как «государственные инвестиции», в концептуальных вопросах термина следует учитывать бюджетную классификацию» (перевод автора, с. 5), что соответствует показателю «Инвестиции в основной капитал по источникам финансирования (бюджетные средства), млн. рублей», разрабатываемому Росстатом² (данные за период 2005-2009 гг. и 2013-2022 гг.), а также «большая часть государственных инвестиций принимает форму инфраструктурных расходов» (перевод автора, с. 4), что соответствует показателю «Федеральные адресные инвестиционные программы (освоено средств за счет всех источников), тыс. рублей» (ФАИП)**, разрабатываемому Департаментом капитальных вложений Министерства строительства и жилищно-коммунального хозяйства Российской Федерации³, (данные за период 2007-2022 гг.).

¹ Справочный документ Организации Объединенных Наций. URL: https://unctad.org/system/files/official-document/webdiae20091_en.pdf.

² Росстат <https://www.fedstat.ru/indicator/33644>, <https://www.fedstat.ru/indicator/60939#>.

³ Департамент капитальных вложений Министерства строительства и жилищно-коммунального хозяйства Российской Федерации, <https://faip.economy.gov.ru/>.

** данные ФАИП в расчетах приведены в млн. рублях.

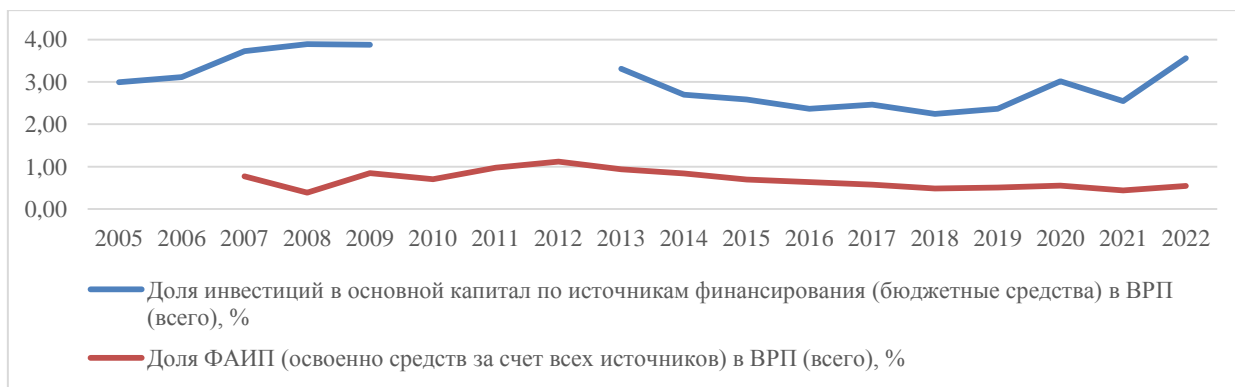


Рис. 2. Динамика доли инвестиций в основной капитал по источникам финансирования (бюджетные средства), всего и ФАИП в ВРП* (всего), в % за период 2005-2022 гг.

Источник: составлено автором по данным Росстата и Департамента капитальных вложений Министерства строительства и жилищно-коммунального хозяйства Российской Федерации.

На основе анализа графиков, представленных на рис. 2, следует, что рассматриваемые показатели бюджетных инвестиций по Российской Федерации не имеют единого характера структурного состава в ВРП в динамике. Выявленная и описанная ранее тенденция к увеличению доли бюджетных расходов в периоды автошоковых явлений для экономики больше прослеживается в динамике бюджетных инвестиций, выраженных инвестициями в основной капитал, что приходится на 2007-2009, 2020 и 2022 гг. ФАИП в 2008 г. отражают резкое снижение освоения средств на инфраструктурные расходы в объеме ВРП (на 0,4 п.п. по сравнению с уровнем 2007 г.) и постепенное увеличение государственных инфраструктурных расходов к 2012 году. Из этого можно сделать вывод о лаговом запаздывании в 2-3 года эффекта влияния бюджетных инвестиций, выраженных в ФАИП. Это связано с тем, что финансирование государственных инфраструктурных проектов предусматривает реализацию масштабных проектов, которые осуществляются в несколько этапов (разработка проектно-сметной документации, строительные работы), что составляет от двух лет и более. В связи с этим «видимый» эффект наступает после окончания строительства и ввода в эксплуатацию инфраструктурных объектов. Для динамики доли ФАИП в ВРП с 2012 г. характерна тенденция снижения инфраструктурных расходов в ВРП с незначительным увеличением их доли в объеме ВРП в 2020 г. (0,04%) и 2022 г. (0,1%). Рассматриваемые соотношения инвестиций в основной капитал (бюджетные средства) и ФАИП в объеме ВРП по регионам также имеют существенную дифференциацию на протяжении всего рассматриваемого периода. В 2022 г. наиболее низкое значение составляют инвестиции в основной капитал (бюджетные средства) в объеме ВРП в Республике Коми (0,9%), наиболее высокое значение – в городе федерального значения Севастополе (29,8%), что выше на 13,6 п.п. соотношения совокупных государственных расходов к объему ВРП по

Российской Федерации. По освоенным средствам на ФАИП в объеме ВРП за рассматриваемый 2022 г. наиболее низкое значение имеют Псковская область (0,001%) и Владимирская область (0,003%), наибольшее значение – в Республике Крым (13%).

Проведенное исследование позволяет сделать вывод о важной роли бюджетных расходов, в том числе, направляемых на инвестиционную деятельность, в которых остро прослеживается потребность в турбулентные периоды экономики. Рассмотренные показатели совокупных государственных расходов, а также расходов бюджетной системы, направляемые на инвестиционную деятельность могут применяться в качестве индикаторов, оказывающих влияние на экономический рост как в целом по Российской Федерации, так и по регионам. При этом для осуществления мониторинга устойчивого экономического развития территорий, а также построения прогнозных оценок экономического роста, достигаемого за счет реализации бюджетных инвестиций, в качестве пороговых значений, свидетельствующих достижение/недостижение параметров экономического роста, следует ориентироваться на целевые значения показателей развития, установленные документами стратегического планирования,¹ на основе которых необходимо разработать гибкую систему индикаторов экономического развития, учитывающих отраслевую, природно-климатическую, ресурсную специфику регионального состава территорий Российской Федерации. Это является основными задачами для дальнейшего исследования.

Литература

- Кудрин А.Л. Кнобель А.Ю.* Бюджетная политика как источник экономического роста // Вопросы экономики. 2017. № 10. с. 5-26. URL: <https://akudrin.ru/uploads/attachments/file/17/kudrin10-17.pdf>.
- Кундакчян Р.М., Гоцуляк И.Ф., Игнатьева О.А., Абдуллин И.И.* Макроэкономика: учеб. пособие // Казань: Изд-во Казанского ун-та, 2015. – 276 с.
- Серета Д.О.* Понятие инвестиций: научные взгляды и законодательное определение // SCIENCE TIME. 2017. № 3 (39), С. 395-400. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_28915256_91968667.pdf.

¹ Документы стратегического планирования URL: https://www.economy.gov.ru/material/directions/strateg_planirovanie/dokumenty_strategicheskogo_planirovaniya/.

ОПТИМИЗАЦИЯ ФАКТОРОВ ПРОИЗВОДСТВА: СТРАТЕГИИ РЕГИОНАЛЬНОГО ЭКОНОМИЧЕСКОГО РОСТА

Кудров А.В. (Москва)

В докладе будут представлены результаты исследования, направленного на выявление основных драйверов роста валового регионального продукта (ВРП). Принимая во внимание такие факторы, как износ основных средств, объем кредитования, заработную плату и налоги, мы получаем детальное понимание проблем, стоящих перед региональной экономикой. Ключевыми среди этих факторов являются разумная налоговая политика, процентные ставки и спрос на рабочую силу, которые оказывают значительное влияние на экономический рост. Понимая и учитывая взаимосвязи между этими факторами, можно реализовывать целевые стратегии по повышению эффективности, стимулированию инвестиций и увеличению человеческого капитала, тем самым создавая условия, способствующие устойчивому экономическому росту.

Основополагающая работа Лукаса «О механике экономического развития» подчеркивает решающую роль разумной налоговой политики в содействии экономическому росту. Лукас утверждает, что налоговые системы должны быть настроены таким образом, чтобы стимулировать производственную деятельность, инвестиции и инновации. Рациональное налогообложение может стимулировать участие рабочей силы и накопление капитала, тем самым способствуя экономическому росту, см. (Lukas, 1988).

В исследовании Барро и Сала-и-Мартина, представленном в книге «Экономический рост», подчеркивается значение процентных ставок в стимулировании инвестиций и экономического роста (Barro, Sala-i-Martin, 2003). Они утверждают, что поскольку денежно-кредитная политика напрямую влияет на стоимость заимствований, то значит и на инвестиционные решения, тем самым определяя темпы экономического роста. Например, более низкие процентные ставки могут стимулировать инвестиции в капитал и инфраструктуру, что приведет к повышению производительности и объема производства. Стабильность процентных ставок, как продемонстрировано в работе (Gali, Monacelli, 2005), имеет решающее значение для содействия экономическому росту, особенно в небольших странах с открытой экономикой. Нестабильные процентные ставки могут порождать неопределенность и ослаблять инвестиционные стимулы, препятствуя экономическому росту. И наоборот, стабильные процентные ставки способствуют инвестициям, торговле и экономической активности в целом, тем самым стимулируя рост (Gali, Monacelli, 2005).

Также в исследовании уделено внимание спросу на квалифицированную рабочую силу. Как показано в работе (Autor et al., 2003), спрос на нее является важнейшим фактором, определяющим экономический рост. Технологические достижения и изменения

в производственных процессах часто меняют спрос на различные виды рабочей силы. Политика, направленная на поддержку образования, профессиональной подготовки и развития компетенций, может повысить адаптивность рабочей силы, обеспечивая согласованность между предложением и спросом на рабочую силу. Содействуя подготовке квалифицированных рабочих кадров, региональная экономика может использовать технологические инновации, что способствует устойчивому экономическому росту (Autor et al., 2003). Следует также упомянуть и эмпирические наблюдения о том, что на предприятиях с высокой степенью переработки значительная часть затрат обычно связана с заработной платой и расходами на персонал. Такие предприятия в значительной степени полагаются на квалифицированную рабочую силу и трудоемкие операции. В результате, более высокая доля затрат таких предприятий приходится на заработную плату и расходы на персонал. Это явление хорошо описано в литературе по экономике промышленности и управлению производством, см. (Brynjolfsson, McAfee, 2014; Acemoglu, Autor, 2011).

Основная цель работы заключается в оценке рациональности распределения производственных факторов (капитал, труд) для регионов РФ, обеспечивающее высокий уровень ВРП, с учетом разных издержек, бюджетных ограничений и особенностей региональной экономики (например, отраслевой специализации). Это позволяет для каждого региона получить оценки того, в какой степени для обеспечения экономического роста регион нуждается в квалифицированной рабочей силе и/или финансировании производственной деятельности.

С использованием статистического анализа непосредственных связей (описание методологии см. в (Гаврилец, Кудров, Тараканова, 2020), (Кудров, 2022)) номенклатура налоговых поступлений в регионах РФ была разделена на три отдельные категории: 1). налоги, зависящие от ВРП; 2). налоги, зависящие от размера основных фондов; 3). налоги, зависящие от заработной платы и численности занятых. Такая категоризация позволяет провести более детальный анализ того, как различные налоговые политики влияют на экономическую активность и рост. Для налоговых поступлений по каждой из этих категорий построены статистические модели. В модели для объема налогов в регионах РФ, зависящих от ВРП, индексы отраслевой специализации (см. (Кудров, 2023)) являются значимыми объясняющими переменными. Таким образом, такая модель позволяет понять последствия отраслевых изменений структуры ВРП на объем налоговых поступлений, см. Рис. 1 (а).

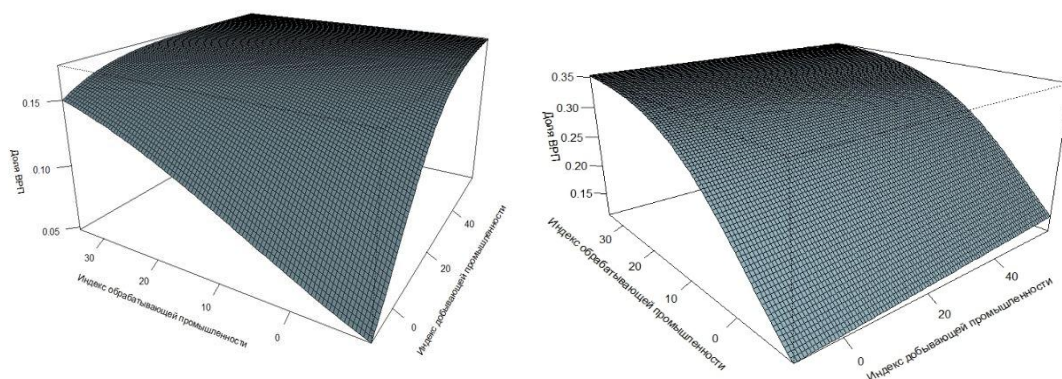


Рис. 1. Объем налогов, зависящих от ВРП, как доля ВРП в зависимости от индексов отраслевой специализации (слева); (б) Объем кредитования юридических лиц как доля ВРП в зависимости от индексов отраслевой специализации (справа)

Показано также, что объем банковских кредитов, выданных юридическим лицам в регионе, непосредственно связан с размером ВРП и отраслевой специализацией региональной экономики. Построена нелинейная статистическая модель, отражающая эти связи. На Рис. 1 (б) показан объем кредитов юридическим лицам как доля ВРП в зависимости от индексов отраслевой специализации.

Решение упомянутой выше задачи оптимизации для оценки рационального распределения производственных факторов (капитал, труд) в регионах РФ зависит от индексов отраслевой специализации. В регионах, характеризующихся низкими значениями индексов добывающей и обрабатывающей промышленности, оптимальное соотношение затрат, зависящих от стоимости основных фондов, к затратам, зависящим от численности занятых, достигает максимального значения. Таким образом, в этих регионах для стимулирования роста основное внимание требуют инвестиции в основные фонды. Достаточно высокая доля инвестиций в основные фонды требуется и в регионах с развитой добывающей промышленностью. В регионах с развитой обрабатывающей промышленностью оптимальное соотношение затрат, зависящих от стоимости основных фондов, к затратам, зависящим от численности занятых, достигает минимального значения. Это говорит о том, что в этих регионах имеется высокая потребность в высококвалифицированных кадрах, отвечающих специализации и уровню предприятий обрабатывающей промышленности в регионе. Кроме того, полученное оптимальное соотношение согласуется с тем, что на предприятиях с высоким уровнем обработки значительная часть расходов обычно приходится на заработную плату и расходы, связанные с персоналом.

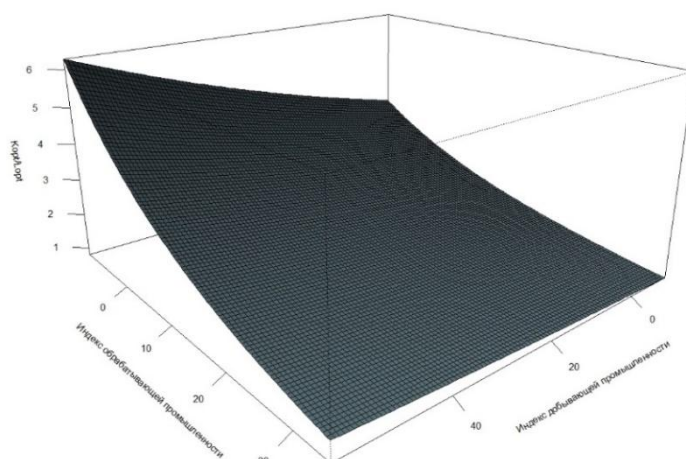


Рис. 2. Оптимальное соотношение затрат, зависящих от стоимости основных фондов, к затратам, зависящим от численности занятых в зависимости от отраслевой специализации

Литература

- Гаврилец Ю.Н., Кудров А.В., Тараканова И.В.* Статистический анализ и моделирование взаимосвязи региональной экономики и науки // Экономика и математические методы. 2022. Т. 58. № 4. С. 56-70.
- Кудров А.В.* Влияние экономической сложности и отраслевой специализации на валовый региональный продукт регионов РФ // Бизнес-информатика. 2023. Т. 17. № 4. С. 25-40.
- Acemoglu, D., Autor, D.* Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. Handbook of Labor Economics, 2011. 4, 1043-1171.
- Autor, D.H., Levy, F., Murnane, R.J.* The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. The Quarterly Journal of Economics, 2003. 118(4), 1279-1333.
- Barro, R.J., Sala-i-Martin, X.* Economic Growth (2nd ed.). The MIT Press. 2003.
- Brynjolfsson, E., McAfee, A.* The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies. W.W. Norton & Company. 2014.
- Gali, J., Monacelli, T.* Monetary Policy and Exchange Rate Volatility in a Small Open Economy. Review of Economic Studies, 2005. 72(3), 707-734.
- Lukas, R.E.* On the Mechanics of Economic Development. Journal of Monetary Economics, 1988. 22(1), 3-42.

ОЦЕНКА ВЛИЯНИЯ ВРЕМЕНИ КРИЗИСА НА ФАКТИЧЕСКОЕ РЕПРОДУКТИВНОЕ ПОВЕДЕНИЕ: АНАЛИЗ НАСТУПЛЕНИЯ СОБЫТИЙ

Макаренцева А.О. (Москва)

Методы анализа наступления событий широко применяются в демографии, в частности, в исследованиях репродуктивного поведения на данных социологических опросов (Gjonca, Aassve, Mencarini 2009; Gurol-Urganci et al. 2014 и др.). Сюжет настоящей работы продолжает и расширяет исследование К. Казенина и Е. Митрофановой (Казенин, Митрофанова 2023) о влиянии пандемии коронавируса на рождаемость в трех регионах России. Нашей эмпирической базой выступает общероссийский, репрезентативный опрос населения «Человек. Семья. Общество». Он был проведен весной 2023 года на выборке в 9500 человек в возрасте 18-72 года. Таким образом, длину «кризиса» мы определяем с начала пандемии и до опроса, включая в это понятие весь комплекс негативных социально-экономических факторов данного периода времени.

Исследование фактического репродуктивного поведения опирается на сведения о числе рожденных детей, а также на даты их рождения. Заполнение дат рождения считается сложным для респондентов, поэтому с учетом ограничения выборки репродуктивными возрастными (до 45 лет) и только женщинами, а также некоторым ее обсыпанием за счет незаполненности дат, мы получаем рабочую подвыборку в 2417 наблюдений для моделей оценки рисков рождения первого ребенка и в 2001 наблюдение для моделей оценки рисков рождения второго ребенка.

Для оценки влияния кризиса на репродуктивное поведение мы оцениваем риски рождения ребенка в двух временных периодах – после начала кризиса (считая рождения с января 2021 года, или, другими словами, наступление беременности после марта 2020 года) и до него. Регрессией Кокса оцениваются риски рождения первого и второго ребенка. Переменная времени длится с 16-летия респондента до наступления события или до начала опроса в случае его отсутствия. Респонденты, достигшие 45 летия до момента опроса, из наблюдения исключаются. Меняющаяся во времени переменная привязана к фактору «кризиса». Она принимает значение «0» на участках времени от 16-летия респондента до наступления января 2021 года, и значение «1» – после.

В данном методе анализа мы очень ограничены в выборе контролируемых переменных. В качестве относительно постоянных и поэтому пригодных к включению в модели индикаторов мы взяли религиозность респондента и тип населенного пункта на момент опроса. Кроме того, мы апробируем и включение в модели обобщенного индекса ценностей¹. Результаты регрессионного анализа представлены в таблице 1. Переменная, ассоциированная с кризисом, показала свою статистическую значимость. Кризис влияет отрицательно, сокращая шансы рождения первого ребенка в 0,6 раза при прочих равных.

¹ Построен по методологии К. Ветцеля, опирающегося на подход Р. Инглехарта; индекс состоит из 4 доменов: равенство, автономия, голос, выбор.

Линейная переменная обобщенного индекса ценностей так же значима и влияет отрицательно – для респондентов, разделяющих эмансипативные ценности, шансы рождения первого ребенка ниже, при прочих равных. Религиозность значима и влияет положительно, однако сила влияния этого фактора невелика. Респонденты из сельской местности и городов с численностью населения менее миллиона жителей имеют более высокие шансы рождения первого ребенка при прочих равных, чем жители городов-миллионников (в 2,16 и 1,56 раза соответственно).

Таблица 1. Результаты регрессии Кокса, событие – рождение первого ребенка, подвыборка женщин

	B	Значимость	Exp (B)
T_COV_ = «кризис»	-0,463	<0,001	0,629
Обобщенный индекс ценностей	-0,746	<0,001	0,474
Не верующий		0,015	
Религиозный	0,207	0,004	1,230
Верующий, но не практикующий	0,126	0,081	1,135
Города-миллионники		<0,001	
Прочие города	0,455	<0,001	1,576
Сельская местность	0,770	<0,001	2,159
Число наблюдений = 2417. Состоявшихся событий = 1670. Редактировано = 747. -2 Log-likelihood = 23394,696			

Наконец, мы апробировали укрупнение индекса ценностей с целью использовать его в качестве категориальной переменной (табл. 2). В аналогичной модели Кокса использование категориальной переменной, полученной из индекса ценностей, так же показывает свою значимость – но только для верхней трети индекса по сравнению со срединными ответами. Другими словами, если респондентка разделяет эмансипативные (модернизированные) ценности, это значимо влияет на шансы рождения у нее первого ребенка по сравнению со срединной позицией; но, если она разделяет традиционные ценности – это не оказывает влияния на шансы рождения первенца.

Таблица 2. Результаты регрессии Кокса, событие – рождение первого ребенка, подвыборка женщин

	B	Значимость	Exp (B)
T_COV_ = «кризис»	-,461	<,001	,631
Срединные ответы		<,001	
Разделяет традиционные ценности	,015	,826	1,015
Разделяет эмансипативные (модернизированные)	-,347	<,001	,707
Не верующий		,029	
Религиозный	,189	,009	1,208
Верующий, но не практикующий	,110	,129	1,117
Города-миллионники		<,001	
Прочие города	,448	<,001	1,565
Сельская местность	,772	<,001	2,165

Модель с категориальным измерением индекса ценностей мы повторили для анализа вторых рождений (табл. 3). Здесь отсчет времени шел с момента рождения первенца с прибавлением 9 месяцев, необходимых для беременности, до наступления события или до момента опроса. Меняющаяся во времени переменная «кризиса» также берет отсчет с момента рождения первенца, принимая значение «0» до января 2021 года и «1» – после.

Время кризиса оказалось не значимым в оценке шансов рождения второго ребенка. Индекс ценностей развернул влияние – если респондент разделяет эмансипативные ценности, это не меняет шансы рождения второго ребенка по сравнению с выбором срединных ответов; однако если разделяет традиционные – повышает шансы в 1,3 раза. Аналогично значим фактор религиозности и тип населенного пункта.

Таблица 3. Результаты регрессии Кокса, событие – рождение второго ребенка, подвыборка женщин

	B	Значимость	Exp (B)
T_COV_ = «кризис»	,025	,828	1,026
Срединные ответы		,003	
Разделяет традиционные ценности	,216	,003	1,241
Разделяет эмансипативные (модернизированные)	-,087	,295	,916
Не верующий		,092	
Религиозный	,172	,044	1,188
Верующий, но не практикующий	,181	,040	1,198
Города-миллионники		<,001	
Прочие города	,153	,044	1,166
Сельская местность	,476	<,001	1,609
Число наблюдений = 2001. Состоявшихся событий = 1220. Редактировано = 781. -2 Log-likelihood = 17289,544			

Таким образом, анализ методом наступления событий показал, что кризис по-разному повлиял на шансы рождения детей разной очередности. Такие социальные факторы как религиозность и ценности оказались значимыми.

Литература

- Казенин К.И., Митрофанова Е.С.* Изменения в рождаемости на фоне пандемии COVID-19: опыт исследования российских регионов //Мониторинг общественного мнения: экономические и социальные перемены. 2023. №. 2 (174). С. 14-30.
- Gurol-Urganci I. et al.* A population-based cohort study of the effect of Caesarean section on subsequent fertility //Human reproduction. 2014. Т. 29. №. 6. С. 1320-1326.
- Gjonça A., Aassve A., Mencarini L.* The highest fertility in Europe—for how long? Determinants of fertility change in Albania //Demográfia English Edition. 2009. Т. 52. №. 5. С. 76-96.

**С.А. АЙВАЗЯН И СОЗДАНИЕ МЕТОДОЛОГИИ ТИПОЛОГИИ ПОТРЕБЛЕНИЯ:
ЭКОНОМЕТРИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ОСНОВНЫХ ПОНЯТИЙ
ДЛЯ РЕШЕНИЯ ПОСТАВЛЕННЫХ ЗАДАЧ ПОТРЕБИТЕЛЬСКОГО
ПОВЕДЕНИЯ НАСЕЛЕНИЯ В 70-ые ГОДЫ**

Макарчук Н.И. (Москва)

Сергей Артемьевич Айвазян – известный учёный, математик, с 1969 года стал работать в ЦЭМИ РАН руководителем лаборатории «Прикладных методов математической статистики и теории вероятностей», которая в 70-х годах стала одним из первых в стране научных коллективов, полностью сосредоточивших свои усилия на разработке проблематики прикладной статистики. В 1985 году был назначен руководителем Отделения ЦЭМИ РАН и заместителем директора ЦЭМИ.

С.А. Айвазян являлся одним из ведущих специалистов в России и в мире в области прикладной математической статистики и вероятностно-статистического моделирования в экономике, руководителем и координатором разработок по проблеме «Применение многомерного статистического анализа в экономике». Основные научные интересы его были сконцентрированы на проблемах измерения и моделирования интегральных свойств качества жизни населения, на развитии необходимого инструментария в задачах оптимизации научно-экономического управления.

Я хочу рассказать, как появилась книга «Типология потребления» в 1978 году (Типология потребления, 1978), основную работу над которой проделал Сергей Артемьевич.

А.Х. Карапетян и Н.М. Римашевская еще в 60-х годах привлекли внимание С.А. Айвазяна к задачам анализа образа и качества жизни населения, моделирования распределительных отношений в обществе, в том числе, к моделированию механизмов формирования распределений работников по размерам заработной платы, пенсионеров – по пенсиям, семей по среднедушевому доходу и удельным денежным сбережениям. В те годы не могли измерить и оценить качество жизни при исследовании задач социально-экономического развития и определения эффективности проводимой политики по повышению благосостояния и улучшения условий жизни населения.

В 1975 году Н.М. Римашевская (зав.лабораторией ЦЭМИ) обратилась к С.А. Айвазяну с просьбой помочь с анализом бюджетов семей, поступивших в результате обследования Сергей Артемьевич откликнулся на эту просьбу. Была организована группа в количестве 5 человек из сотрудников двух лабораторий, которые стали заниматься изучением бюджетов, подготовкой бюджетов к обработке на ЭВМ, написанием программ для ЭВМ.

Каждый бюджет включал количественные данные по расходам семьи на продукты, промышленные товары, услуги и социально-демографические данные условий жизни семей смешанной природы.

Сергей Артемьевич начал с подробного изучения потребностей семей и разбора подходов к их изучению экономистами. Н.М. Римащевская рассказывала нам о потребностях семей, как экономисты исследуют и обрабатывают данные, какие используют подходы и методы для анализа социально-экономической информации. Потребности относятся к наиболее распространенным общественным явлениям. Они складываются под влиянием социально-экономических, демографических, исторических, духовных и других факторов. Между различными потребностями существуют исторически определенная взаимосвязь. Полное удовлетворение потребностей ограничено возможностями производства. Большая часть потребностей удовлетворяется через личные доходы. Отсюда неизбежная дифференциация потребностей. Существуют ещё другие факторы, которые порождают дифференциацию потребления. Поэтому необходимо подходить к изучению потребления населения с учетом как экономической, так и социально-демографической структуры, т.е. потребности формируются под влиянием комплекса объективных социально-экономических и демографических факторов жизни потребителя. Каждому уровню благосостояния, каждому комплексу объективных условий соответствует своё соотношение потребностей.

Исследования уровня жизни населения и экономических интересов населения проводятся давно. Примером прообраза социально-экономической дифференциации общества является дифференцированный баланс доходов и потребления (ДБ), который широко использовался в экономической и статистической практике органов государственной статистики. ДБ позволяет дифференцировать по доходу и социальной принадлежности. Но ДБ не может выявить потребительские интересы семей.

Моделями по дифференцированному балансу занимался ученый-практик А.Х. Карапетян, работавший в области методологии и статистики доходов и потребления населения. Особый интерес представляют полученные им результаты в области изучения механизма формирования доходов населения. Направление исследований А.Х. Карапетяна в области потребления содержит *неформализованное описание* основных исходных предпосылок, на которых строится всё исследование.

Трудности выражения и измерения потребностей, их разнохарактерность и многосторонность связей с условиями жизни, разнообразие форм и способов их удовлетворения, а также малоизученность сложных объектов социальной жизни - всё это усложняет исследование проблемы потребления.

Одной из центральных проблем потребления, спроса, потребительского выбора является проблема изучения дифференциации потребностей семей. Большая часть социально-экономических потребностей удовлетворяется через личные доходы семей. Отсюда неизбежна дифференциация потребностей семей от уровня их доходов.

С.А. Айвазян решил, что математический аппарат многомерного статистического анализа на основе поведенческого подхода лучшим образом подходит для формального

описания механизма дифференциации потребления населения, для решения задач выявления основных типов потребностей и потребительского поведения и определения основных типобразующих признаков. Одновременно ставилась цель создания алгоритмического и программного обеспечения решения поставленных задач для многомерного массива информации сложной структуры и большого объема.

С.А. Айвазян, приступая к формализации аппарата типологии потребления, прежде всего ввел несколько гипотез (допущений), необходимых для исследований потребностей населения.

Поведенческий подход при исследовании и решении оценки потребностей основывается на предположении о том, что фактически складывающаяся структура потребления есть результат стремления всей совокупности потребителей оптимизировать удовлетворение своих потребностей при определенных ограничениях, связанными с объективными условиями их жизнедеятельности. Речь не идет о механическом перенесении на будущие периоды того, что уже сложилось. В практическом плане реализация подхода начинается с изучения фактического потребления населения. Такой подход дополняет нормативный.

Гипотеза 1—«о потребительской единице. Фактически потребление (или реальные потребности) формируются в семье - первичной социальной ячейке. Обозначим через O_i – i -ую потребительскую единицу (семью), $i=1,2,\dots,n$, где n - общее число семей. В пространстве потребительского поведения Y состояние семьи O_i описывается вектором наблюдения $Y_i=(y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im})^T$, $i=1,2,\dots,n$, где под y_{it} ($t=1,2,\dots,m$) подразумевается количество t -го вида благ, потребляемого i -ой семьей на одного члена в год (доминанты)».

При анализе условий жизнедеятельности семьи O_i в пространстве X рассматривается p -мерный вектор $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})^T$, $i=1, 2, \dots, n$, где x_{ij} - значение j -го показателя семьи O_i , $j=1, 2, \dots, p$. Вектор X_i – вектор смешанной природы. *Смешанная природа* векторов X_i создает некоторые дополнительные трудности при введении метрики в пространстве X .

Для сокращения большого набора показателей в пространстве Y отбирают те расходы, которые наилучшим образом влияют на дифференциацию потребительского поведения, или агрегируют (укрупняют) признаки. Это не влияет на применение формальных методов, но улучшает экономическую интерпретацию результатов.

В определенных выше двух пространствах X и Y вводят метрику, т.е. определяют способ вычисления расстояния между любыми двумя объектами в каждом пространстве.

С.А. Айвазян вводит второе допущение.

Гипотеза 2— «о существовании такой метрики $\rho_y(O_i, O_j)$ в пространстве Y , учитывающая некоторые условия, что все множество семей распадается на сравнительно небольшое число «сгустков» $S_y^{(1)}, S_y^{(2)}, \dots, S_y^{(N)}$, которые находятся друг от друга на некотором расстоянии (в смысле метрики ρ_y), но сами не разбиваются на столь удаленное

друг от друга части. Согласно этой гипотезе существует сравнительно небольшое число N типов $S_y^{(1)}, S_y^{(2)}, \dots, S_y^{(N)}$ потребительского потребления».

Содержанием задачи классификации и выделения типологии потребления является определение однородных устойчивых классов в пространстве признаков поведения с последующим «наложением» на каждый тип потребления социально-демографических показателей, выражающих наиболее существенные факторы его формирования.

Гипотеза 3 – «о существовании типобразующих признаков-детерминантов, которая допускает в пространстве X существование возможности выделить такой подвектор и подобрать такую метрику $\rho_X(O_i, O_j)$, что в этом метрическом пространстве можно найти непересекающиеся области $S_{\bar{X}}^{(1)}, S_{\bar{X}}^{(2)}, \dots, S_{\bar{X}}^{(N)}$, для которых справедливо утверждение: для любого типа потребительского поведения $S_Y^{(k)}$ найдется соответствующая ему область значений типобразующих признаков $S_{\bar{X}}^{t(k)}$, такая, что $P\{Y \in S_Y^{(k)} / X \in S_{\bar{X}}^{t(k)}\} \geq 1 - \beta$, $k=1, 2, \dots, N$, $0 < \beta < 0,5$. После установления соответствия между k и $t(k)$ сможем для любой семьи определить тип потребительского поведения».

В рамках поведенческого подхода строится функция потребительского предпочтения (ф.п.п.) на основе анализа реально сложившейся структуры потребления.

Гипотеза 4: «гипотеза оптимальности (или рациональности) допускает, что для каждого k -того типа потребительского поведения семей существует индивидуальная структура потребления, математическое выражение которой представляется в виде функции предпочтения $U^{(k)}(Y)$. Эта функция потребительского предпочтения позволяет численно измерить степень каждого фиксированного потребительского поведения Y , которая является общей лишь для семей, принадлежащих к одному виду. Такой оптимальной структурой для каждого типа семей является среднестатистическая структура потребления $Y_{\text{mod}}(k)$ ».

В результате работы всей группы была издана в 1978 году книга «Типология потребления» под редакцией д.ф.-м.н. С.А. Айвазяна и д.э.н. Н.М. Римашевской.

Книга посвящена математическим, алгоритмическим, экспериментальным аспектам изучения сложной структуры потребностей, определению комплекса факторов, формирующих потребности, их дифференциации, выявлению типа потребительского поведения населения. В книге описана общая схема работы по определению типологии потребления, сделаны постановки основных задач, приведен разбор результатов исследования конкретных бюджетов семей.

Литература

Типология потребления. Отв. ред. С. А. Айвазян, Н. М. Римашевская. М. «Наука», 1978. -168с.

СОСТАВНЫЕ СУММЫ СЛУЧАЙНЫХ ВЕЛИЧИН И МОДУЛЬНЫЙ АНАЛИЗ (ПРЕДЕЛЬНЫЕ ТЕОРЕМЫ И ИХ ПРИМЕНЕНИЯ)

Малиновский В.К. (Москва)

Мы даем обзор «слабых» (в отличие от «усиленных») предельных теорем и их уточнений для простых и сложных составных сумм. Анализируя, в числе прочих, марковские и не марковские системы с дискретным или непрерывным временем, мы стремимся отделить те аспекты, которые лежат вне теории случайных процессов, от тех, которые присущи только этой теории. Все рассматриваемые нами предельные теоремы объединяет общий подход к их доказательству, основанный на модульной технике, правиле полной вероятности и вспомогательных многомерных предельных теоремах для сумм независимых случайных векторов.

КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ МАКРОЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ОПРОСНЫХ ДАННЫХ В УСЛОВИЯХ ШОКОВЫХ ВОЗДЕЙСТВИЙ

Малюгин В.И. (Минск)

Проблема построения краткосрочных прогнозов и текущих прогнозов в режиме «наукастинга» для ключевых макроэкономических показателей имеет особую важность для органов государственного управления. Это обусловлено необходимостью ранней оценки текущей ситуации до появления официальных данных, поступающих с существенной задержкой (Малюгин, 2024). В данном исследовании решается задача оперативного прогнозирования годовых темпов роста общего промышленного производства в экономике Беларуси на основе данных ежемесячных опросов предприятий на периоде с 2017 по 2023 год.

Рассматриваемый временной интервал характеризуется множественными шоками. К числу основных шоков можно отнести эпидемию COVID-19, усилившееся санкционное давление США, Европейского союза и ряда других стран на экономики России и Беларуси с начала 2022 г. при одновременном укреплении экономических и торговых связей между экономиками стран в этот же период. Шоковые воздействия приводят к структурной неоднородности моделей в виде скачкообразно изменяемых параметров и аномальных наблюдений в используемых временных рядах, что осложняет применение различных типов прогнозных эконометрических моделей. В этой связи особую важность и актуальность приобретают модели, которые основаны на существующих долгосрочных взаимосвязях между анализируемыми макроэкономическими показателями. К числу таких моделей относятся модели коррекции ошибок, позволяющие при построении

краткосрочных прогнозов совместно анализируемых временных рядов устанавливать и использовать долгосрочные коинтеграционные зависимости.

Как показали ранее проведенные исследования, в рассматриваемых условиях могут быть полезны предикторы в виде статистические индикаторов по опросным данным (Малюгин, Крук, Милевский, 2019), которые могут иметь опережающий характер по отношению к прогнозируемому экономическому показателю. В частности, в рамках совместного эконометрического моделирования годовых темпов роста реального ВВП и индикатора по опросным данным Национального банка Республики Беларусь в виде индекса экономических настроений (ИЭН) было установлено существование коинтеграционной зависимости между этими переменными. На основе данной зависимости были построены модель коррекции ошибок и модель с марковскими переключениями состояний, предназначенные для прогнозирования темпов роста реального ВВП и анализа циклических изменений экономической активности белорусской экономики (Малюгин, Макаревич, 2020; Малюгин, 2021).

В данном исследовании в качестве объекта моделирования и краткосрочного прогнозирования используются годовые темпы роста общего объема промышленного производства (*Industrial Production Index – IPI*) на основе месячных индикаторов по опросным данным Научно-исследовательского экономического института Министерства экономики Республики Беларусь (НИЭИ) (Малюгин, Штоль, 2024). Используемая в НИЭИ опросная анкета промышленных предприятий включает две группы вопросов, ответы на которые характеризуют:

- *текущее состояние предприятий* за опросный период: объем производства, объем спроса, запасы готовой продукции, занятость;
- *прогнозное состояние предприятий* в течение ближайших 1-2 месяцев: объем производства, средние цены на продукцию, занятость, объем спроса, изменение экономического положения.

С использованием месячных балансовых временных рядов ответов рассчитываются индексы: предпринимательского оптимизма (*entrepreneurial optimism index – EOI*), текущего среднего состояния (*current average state index – CAI*) и прогнозного среднего состояния (*forecast average state index – FAI*). На основе установленной коинтеграционной зависимости между временными рядами рассматриваемых переменных построена модель коррекции ошибок с применением подхода Энгла – Грейнджера ЕСМ-EG (Engle – Granger, 1987) и векторная модель коррекции ошибок VECM на основе подхода Йохансена (Johansen, 1995).

Модели ЕСМ-EG и VECM рекомендуется использовать для построения одношаговых прогнозов на один месяц вперед для рассматриваемого базового экономического показателя *IPI* при заданных значениях переменных *EOI*, *CAI* и *FAI* в

текущем периоде в силу их опережающего характера для одношаговых изменений IPI с лагом - 1.

На рисунке иллюстрируются результаты построения ретроспективных одношаговых прогнозов на периоде оценивания модели 2017m10–2023m12.

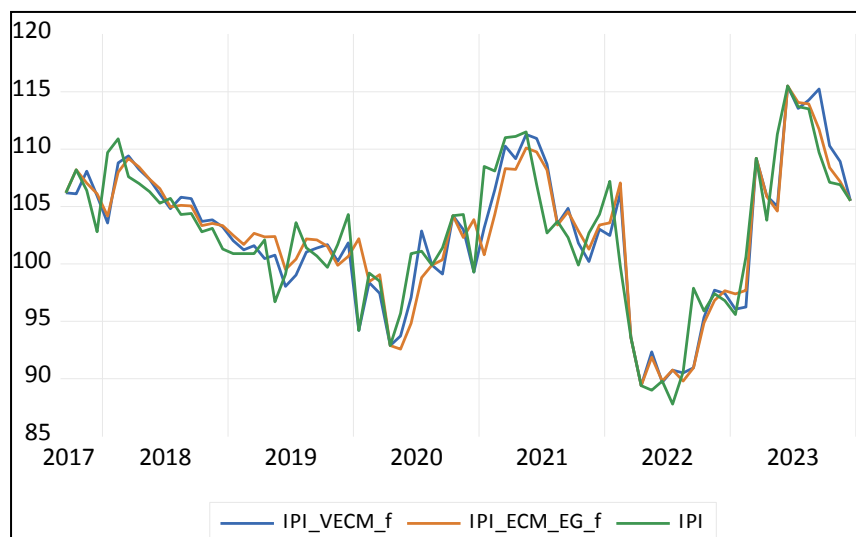


Рис. Одношаговые прогнозы для переменной IPI на всем периоде оценивания моделей ECM-EG и VECM

В качестве характеристик точности прогнозов используются показатели: RMSE (*Root Mean Square Error*) – среднеквадратическая ошибка прогноза, MAE (*Mean Absolute Error*) – средняя абсолютная ошибка прогноза, MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) – средняя абсолютная ошибка прогноза в %. В таблице приводятся значения характеристик точности одношаговых ретроспективных прогнозов переменной IPI на периоде оценивания модели 2017m10–2023m12.

Таблица. Показатели точности прогнозов на всем периоде оценивания моделей

Период оценивания и прогнозирования	Модель ECM-EG			Модель VECM		
	RMSE	MAE	MAPE, %	RMSE	MAE	MAPE %
2017m10 2023m12	2.87	2.09	2,04	1.90	2.10	1,84

Как показали проведенные исследования, структурная неоднородность подобных моделей может быть в целом компенсирована на периоде оценивания использованием в моделях соответствующих фиктивных переменных. Так, согласно таблице, на рассматриваемом временном интервале средняя абсолютная ошибка (MAPE) одношаговых прогнозов переменной IPI_t на один месяц вперед составила в среднем около 2% для обеих моделей. Однако проблема структурных изменений или аномальных наблюдений в прогнозном периоде остается и в некоторых случаях может быть решена с применением специальных методов устранения смещения прогнозов (Малюгин, Бояр, 2008).

Литература

- Малюгин В.И.* Краткосрочное прогнозирование и наукастинг темпов роста инфляции на основе моделей по смешанным данным // Банковский вестник, 2024. № 1/726. С. 23-36.
- Малюгин В.И., Крук Д.Э., Милевский П.С.* Индекс экономических настроений белорусской экономики: методические, модельные и инструментальные средства построения и применения // Банковский вестник. Тематический выпуск «Исследования банка», 2019. №16, 30 с.
- Малюгин В.И., Макаревич А.С.* Модель MS-VARX и ее применение для анализа бизнес-цикла белорусской экономики // Банковский вестник, 2020. № 4. С. 22-31.
- Малюгин В.И.* Анализ экономических циклов с использованием моделей с марковскими переключениями состояний и опережающим индикатором // Экономика. Моделирование. Прогнозирование, 2021. Вып. 15. С. 226-235.
- Малюгин В.И., Штоль Е.Ю.* Эконометрическое моделирование и прогнозирование объема промышленного производства с использованием опросных данных // Экономический бюллетень НИЭИ Мин-ва экономики Респ. Беларусь, 2024. №2. С. 53-63.
- Малюгин В.И., Бояр А.В.* О коррекции прогнозов на основе эконометрических моделей со структурными изменениями в начале прогнозного периода // Экономический бюллетень НИЭИ Мин-ва экономики Респ. Беларусь, 2008. № 4. С. 28-40.
- Engle R., Granger C.* Cointegration and Error Correction: Representation, estimation, and testing // *Econometrica*. 1987. Vol. 55(2), pp. 251-276.
- Johansen S.* Likelihood-Based Inference in Cointegrated Vector Autoregressive Models, 2nd ed. Oxford University Press, 1995, 267 p.

ОЦЕНКА ВЛИЯНИЯ УРОВНЯ ГОСУДАРСТВЕННОГО ДОЛГА НА ТЕМПЫ РОСТА РЕГИОНАЛЬНОГО ВЫПУСКА В РАЗРЕЗЕ КЛАСТЕРИЗАЦИИ РОССИЙСКИХ РЕГИОНОВ ПО УРОВНЮ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОГО РАЗВИТИЯ

Матевосова А.М. (Москва)

Данное исследование посвящено рассмотрению на региональном уровне такой важной проблемы, как оценка влияния уровня государственного долга на экономический рост. В нём осуществляется эконометрическое моделирование влияния государственного долга субъектов Российской Федерации на темпы регионального экономического роста в зависимости от уровня социально-экономического развития регионов. Полученные результаты могут внести значимый вклад в решение довольно актуальной в настоящее время проблемы финансирования бюджетного дефицита. Нарращивание государственного

долга представляет собой одну из возможных мер для покрытия дефицита бюджета, которая так же как и альтернативные способы имеет свои ограничения. Именно поэтому вопрос об оптимальном уровне государственного долга субъектов является важным для повышения эффективности бюджетной политики не только на региональном, но и на федеральном уровне.

Несмотря на широкое обсуждение данной проблемы в экономической литературе, исследователи до сих пор не пришли к единому мнению по поводу характера влияния уровня государственного долга на экономический рост и наличия порогового уровня государственного долга, после достижения которого характер данного влияния меняется. Это объясняется тем, что государственный долг связан с экономическим ростом посредством различных механизмов и каналов, в силу чего его влияние на экономический рост зависит от многих факторов и имеет индивидуальный характер для различных стран (Ribeiro, Vaicekauskas, Lakšutienė, 2012). Большинство же исследований используют модели на панельных данных, позволяющие преодолеть некоторые аспекты проблемы эндогенности, и имеют межстрановой характер. В результате этого полученные оценки относятся к группам стран и не учитывают особенности отдельной страны. В исследовании (Винокуров, Лавров, Петренко, 2020) оценки для России получены на основе отнесения её к конкретной группе стран по критерию качества институтов и не являются в достаточной мере индивидуальными. В то же время есть довольно небольшое число исследований, проведённых на региональных панельных данных (Yang, Zhang, Wang, Deng, Guo, 2022). На российских региональных данных пока что было проведено только одно исследование (Наумов, Никулина, 2021). Однако его недостаток заключается в том, что авторы рассматривают абсолютные объёмы государственного долга субъектов, а группировку регионов производят по тенденциям в его динамике, тем самым, не учитывая значительные различия в объёмах региональных экономик и как следствие в абсолютных объёмах государственного долга субъектов.

В настоящем исследовании рассматривается относительный уровень государственного долга субъектов РФ. Моделирование производилось путём построения эконометрических моделей панельных данных, а для учёта гетерогенности регионов была произведена кластеризация субъектов РФ по уровню социально-экономического развития. В процессе эконометрического моделирования в работе были рассмотрены несколько спецификаций и методов оценки регрессионных моделей панельных данных, среди которых посредством спецификационных тестов была выбрана наилучшая модель. Несмотря на то, что двунаправленная модель с фиксированными эффектами была признана наилучшей, в целом, оценки коэффициента при переменной уровня государственного долга в разных моделях демонстрируют устойчивость. В результате оценивания двунаправленной модели с фиксированными эффектами было выявлено, что увеличение уровня государственного долга субъекта на начало текущего года на 1 п.п. в

среднем при прочих равных ведёт к снижению темпов роста реального валового регионального продукта (ВРП) на 0,45%. Затем с помощью метода k-средних была произведена кластеризация субъектов РФ на основе набора региональных социально-экономических показателей. Перед проведением процедуры кластеризации была осуществлена стандартизация признаков. Также заранее было определено оптимальное число кластеров с использованием метода силуэта, в основе которого лежит расчёт такой метрики качества кластеризации, как коэффициент силуэта. Выбор оптимального числа кластеров опирался на качественный анализ получаемых результатов и максимизацию коэффициента силуэта, максимальное значение которого достигалось при трёх кластерах. По результатам проведённой кластеризации регионы России были разделены на 3 кластера с низким, средним и высоким уровнем социально-экономического развития. Полученные результаты использовались для выявления различий в степени влияния уровня государственного долга субъектов на темпы регионального экономического роста посредством добавления в модель фиктивных переменных наклона $\ln y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 debt_{i,t} + \beta_2 Cluster1_i debt_{i,t} + \beta_3 Cluster2_i debt_{i,t} + \sum \beta_j control_{i,t}^{(j)} + \mu_i + time_t + \varepsilon_{i,t}$.

В результате было обнаружено, что для групп регионов с низким и средним уровнем социально-экономического развития характер влияния схож и остаётся отрицательным. С целью выявления порогового уровня на объединённом кластере регионов с низким и средним уровнем социально-экономического развития была проведена процедура Хансена (Hansen, 2000) построения пороговой регрессии

$$\ln y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 debt_{i,t} I(debt_{i,t} \leq thr) + \beta_2 debt_{i,t} I(debt_{i,t} > thr) + \sum \beta_j control_{i,t}^{(j)} + \mu_i + time_t + \varepsilon_{i,t}.$$

В рамках данной процедуры значения порогового уровня перебирались по сетке и среди построенных моделей была выбрана регрессия с наименьшей суммой квадратов остатков. Ей соответствовал пороговый уровень государственного долга субъекта в 2,36% от ВРП, значимость которого в дальнейшем была подтверждена. В результате построения пороговой регрессии было уточнено, что отрицательное влияние государственного долга субъекта на темпы регионального экономического роста начинает наблюдаться только после превышения порогового уровня в 2,36% от ВРП, однако наращивание уровня государственного долга до 2,36% для данной группы регионов возможно без негативного эффекта. Для регионов с высоким уровнем социально-экономического развития изменение уровня государственного долга имеет нейтральный характер по отношению к региональному экономическому росту. Устойчивость полученных результатов была подтверждена альтернативными моделями на панельных данных, а также соответствующей моделью в первых разностях.

Перечисленные выше оценки для регионов России впервые были получены в данном исследовании, что отражает его новизну. Таким образом, можно сформулировать

следующие практические рекомендации: для российских регионов с высоким уровнем социально-экономического развития государственный долг субъекта может быть увеличен для покрытия бюджетного дефицита в случае необходимости. Для регионов с низким и средним уровнем социально-экономического развития превышение государственного долга субъекта 2,36% от ВРП нежелательно.

Литература

- Винокуров Е., Лаврова Н., Петренко В.* Оптимальный долг и качество институтов // Рабочий документ Евразийского фонда стабилизации и развития. 2020.
- Наумов И. В., Никулина Н. Л.* Сценарное моделирование влияния динамики государственного долга на валовой региональный продукт субъектов России // Финансы: теория и практика. 2021. Т. 25. No.6. С. 68-84.
- Hansen B.* Sample splitting and threshold estimation // *Econometrica*. 2000. Vol. 68, No. 3. pp. 575-603.
- Ribeiro H., Vaicekauskas T., Lakštutienė A.* The Effect of Public Debt and Other Determinants on the Economic Growth of Selected European Countries // *Economics and Management*. 2012. Vol. 17. No. 3. pp. 914-921.
- Yang W., Zhang, Z., Wang, Y., Deng, P., Guo, L.* Impact of China's Provincial Government Debt on Economic Growth and Sustainable Development // *Sustainability*. 2022. Vol. 14. Iss. 3. 1474. pp. 1-21.

АНАЛИЗ И МОДЕЛИРОВАНИЕ ВОСПРИНИМАЕМОЙ ЭЛАСТИЧНОСТИ СПРОСА НА УСЛУГИ ОБЩЕСТВЕННОГО ТРАНСПОРТА В МЕГАПОЛИСЕ

Мхитарян С.В. (Москва)

Оценка влияния стоимости проезда в общественном транспорте на спрос транспортных услуг в мегаполисах является важной задачей, решаемой муниципальными властями в рамках тарифного регулирования. Данная задача осложняется тем, что расчет влияния изменения транспортных тарифов на спрос за несколько лет выявляет нулевую эластичность, что обусловливается отсутствием полноценной альтернативы общественному транспорту в мегаполисах для большинства жителей. С другой стороны, необоснованное повышение тарифов на общественный транспорт может приводить к снижению уровня комфорта проживания в мегаполисе (Timokhina, Mkhitaryan, Skorobogatykh, Ivashkova, Shirochenskaya, 2022). Поэтому необходимо проведение особых исследований, позволяющих оценить воспринимаемую эластичность спроса на транспортные услуги по цене (Лукина, Тимохина, Муртузалиева, Мхитарян, Сидорчук, 2023).

Исследование проводилось кафедрой маркетинга РЭУ им. Г.В. Плеханова в 2022 г. и основывалось на методических подходах восприятия качества (Скоробогатых, Сидорчук, Лукина, Мхитарян, Мусатова, Рыкалина, Лопатинская, Невоструев, Перепелкин, Тультаев, Кадерова, Твердохлебова, 2021; Sidorchuk, Lukina, Mkhitaryan, 2023). Целью исследования являлось построение динамической модели изменения пассажиропотока на общественном транспорте Москвы в зависимости от стоимости проезда, вида билетов и частоты поездок.

Исследование основывалось на результатах онлайн-анкетирования жителей Москвы – представителей сертифицированной потребительской панели для проведения маркетинговых исследований компании OMI. Анкетирование проводилось с помощью онлайн-сервиса «Анкетолог».

В исследовании участвовало 1502 респондента. Для обеспечения репрезентативности квотирование выборки осуществлялось по четырем параметрам: возраст, уровень дохода, виды занятости, место проживания. Заполнить анкету могли только респонденты, пользующиеся общественным транспортом в Москве и не имеющие право бесплатного проезда на общественном транспорте.

Построение динамической модели изменения пассажиропотока на общественном транспорте в зависимости от стоимости проезда, вида билетов и частоты поездок основывалось на расчете коэффициентов эластичности спроса по цене.

Оценка спроса в зависимости от цены проводится с помощью коэффициента эластичности. Коэффициент эластичности рассматривался как аргумент степенной функции. Перед построением регрессионной модели необходимо было преобразовать данные с помощью линеаризации с помощью логарифмирования.

Для построения динамической модели, позволяющей оценить изменение пассажиропотока в зависимости от стоимости проезда на различных видах транспорта, применялись сводные таблицы Excel, в которых в качестве фильтра используются показатели частоты поездок и видов билетов (варианта билетов «Кошелёк» на карте «Тройка» и варианта оплаты бесконтактной банковской картой / смартфоном).

Применение фильтров позволяет изменять сводную таблицу, по которой с помощью регрессионного анализа рассчитываются коэффициенты эластичности для скоростного пассажирского транспорта (СПТ) и наземного городского пассажирского транспорта (НГПТ).

В качестве дополнительных параметров учитывается изменение цен на такси в Москве. Для оценки влияния тарифов такси на пассажиропоток ГПС используются данные крупнейшего агрегатора такси в Москве. В данной методике были использованы данные минимальной стоимости проезда для классов такси «Эконом», «Комфорт» и «Бизнес» на портале Яндекс Go и распределение долей пассажиров, пользовавшихся различными классами такси в Москве в 2022 г. по данным Департамента транспорта и развития дорожно-транспортной инфраструктуры города Москвы. Для расчета

коэффициента эластичности спроса на услуги такси исходили из предположения, что расценки различных классов такси и соответствующая доля пассажиров характеризуют кривую спроса.

Решение задачи моделирования спроса по цене опирается на результаты анкетирования пассажиров московского городского транспорта. Анализ основывался на результатах ответов респондентов на 2 вопроса:

1) Какова вероятность того, что Вы будете использовать метро и/или МЦК, МЦД для ежедневных поездок при различных ценах на проезд по карте «Тройка» (наиболее дешевый билет) на этот вид транспорта?

2) Какова вероятность того, что Вы будете использовать автобус, электробус или трамвай для ежедневных поездок при различных ценах на этот вид транспорта?

Варианты ответов включали 11 альтернативных вариантов: от 0 (не буду использовать) до 10 (точно буду использовать). Стоимость (цена) одной поездки рассматривалась в пределах от 50 р. до 200 р. (50 р., 60 р., 80 р., 100 р., 120 р., 140 р., 160 р., 180 р., 200р.).

На основании исходных данных были построены две сводные таблицы для скоростного (СПТ) и наземного транспорта (НГПТ), позволяющие оценить для каждой цены распределение долей респондентов по уровням вероятности использования общественного транспорта.

Полученные зависимости доли пассажиров, готовых пользоваться транспортом от стоимости проезда хорошо описываются степенной регрессией (коэффициент детерминации превышает 0,97, т.е. модель объясняет более 97% дисперсии зависимой переменной).

$$\widehat{y}_{СПТ} = 916,82x^{-1,734} \quad (1)$$

$$\widehat{y}_{НГПТ} = 2791,4x^{-1,987} \quad (2)$$

где

x – стоимость проезда (цена), р.;

$\widehat{y}_{СПТ}$ – предсказанная доля пассажиров, воспользующихся СПТ;

$\widehat{y}_{НГПТ}$ – предсказанная доля пассажиров, воспользующихся НГПТ.

Коэффициенты -1,734 и -1,987 являются коэффициентами эластичности, таким образом повышение цены на 1% приведет к снижению вероятности использования СПТ и НГПТ соответственно на -1,73% и -1,99%.

На основании полученных моделей появляется возможность расчета предельных цен, для определенной доли пассажиров, готовых воспользоваться общественным транспортом. Так, для 75% пассажиров, готовых воспользоваться общественным транспортом в 2022 г., предельная цена на СПТ составит 60 руб. (превышение базовой цены в 50 руб. на 21%), а на НГПТ - 63 руб. (превышение базовой цены в 50 руб. на 25%).

Литература

- Лукина А.В., Тимохина Г.С., Муртузалиева Т.В., Мхитарян С.В., Сидорчук Р.Р. Влияние потребительского опыта на оценку воспринимаемой транспортной доступности в мегаполисе // МИР (Модернизация. Инновации. Развитие). 2023. Т. 14. № 3. С. 484-499.
- Скоробогатых И.И., Сидорчук Р.Р., Лукина А.В., Мхитарян С.В., Мусатова Ж.Б., Рыкалина О.В., Лопатинская И.В., Невоструев П.Ю., Перепелкин Н.А., Тультаев Т.А., Кадерова В.А., Твердохлебова М.Д. Маркетинговый анализ восприятия пассажирами услуг и подвижного состава общественного транспорта (Аспирантура, Бакалавриат, Магистратура). Монография – М.: Кнорус, 2021.
- Sidorchuk R.R., Lukina A.V., Mkhitaryan S.V. Development of the system of ground public transport as a component of socio-economic security of the city of Moscow // В сборнике: Contribution of transport to the national economic security development. The eighth International research and practical conference. Moscow, 2023. С. 242-245.
- Timokhina, G., Mkhitaryan, S., Skorobogatykh, I., Ivashkova, N., Shirochenskaya, I. Managing customer satisfaction with metropolitan public transport services based on perceived quality assessments // Journal of Eastern European and Central Asian Research Эта ссылка отключена., 2022, 9(3), С. 447-461.

СПЕЦИАЛИСТЫ ВЫСШЕГО УРОВНЯ КВАЛИФИКАЦИИ И НЕКВАЛИФИРОВАННЫЕ РАБОЧИЕ: АНАЛИЗ КВАЛИФИКАЦИОННОГО СОСТАВА ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ В РЕГИОНАХ РОССИИ

Нанавян А.М. (Москва)

Профессиональная подготовка работников является необходимым условием решения экономических и социальных проблем, профессия охватывает комплекс задач, выполнение которых невозможно без соответствующей подготовки. В начале XX в. Струмилин С.Г. отмечал, что профессия – «...это совокупность приобретенных школьной или внешкольной выучкой специальных трудовых навыков, совмещаемых обычно в одном лице и объединяемых общим названием. ...Профессия и специальность - исторические понятия. Они складывались и развивались веками по мере последовательного усложнения и разделения общественного труда и постепенной специализации каждого работника в избранном им роде занятий. Число профессий и специальностей при этом неизменно росло, а круг свойственных им трудовых навыков, наоборот, суживался» (Струмилин, 1982). В современных условиях приоритетными являются группы профессий, необходимые для развития ключевых направлений модернизации и технологического развития российской экономики. В литературе большое внимание уделяется анализу групп с высоким уровнем профессиональной квалификации,

а профессионализм рассматривается как качественная характеристика способностей к труду и возможностей их реализации, отмечается несоответствие образовательного и квалификационного статуса работников, в основном, в пользу уровня образования более высокого, чем требуется на соответствующем рабочем месте. В зарубежной литературе разрыв между спросом и предложением некоторые эксперты считают полезной и информативной концепцией, которую можно обоснованно использовать. Но, как отмечается в статье (Ткаченко, Гинойн, 2021), «...этот подход пока не используется отечественными исследователями, поэтому многие споры вокруг нехватки или перепроизводства отдельных профессий носят недостаточно аргументированный характер и не учитывают роли региональных различий в пространственно протяженной стране».

С 2008 г. в России проводятся специальные обследования профессионального состава занятых и представлены данные по профессиональным группам, в том числе и по регионам России. Анализ данных этих обследований за период с 2018 по 2022 годы позволяет говорить о том, что структура занятых по профессиональным группам в нашей стране характеризуется относительной стабильностью, но абсолютные показатели претерпели более значительные изменения. Наибольшая численность занятых отмечена в группе специалистов с высшим уровнем квалификации, их численность увеличивается, а удельный вес в 2022 г. составлял 28,6%. Следует отметить увеличение численности и доли руководителей - в 2022 г. по сравнению с 2018 г. почти на 200 тыс. человек, или на 0,8 п.п., а также сокращение численности квалифицированных рабочих промышленности, строительства, транспорта и неквалифицированных рабочих (на 130 тыс. и 115 тыс. человек соответственно, или на 0,6 и 0,5 п.п.).

В связи с этим в работе проанализирован квалификационный состав занятого населения в регионах России и рассчитан индекс I_{k1} , характеризующий соотношение численности специалистов с высшим уровнем квалификации и численности неквалифицированных работников. Кроме того, с учетом значимости среднего профессионального образования, рассчитан индекс I_{k2} , показывающий соотношение численности специалистов с высшим уровнем квалификации и численности специалистов среднего уровня квалификации. Расчеты произведены по данным Федеральной службы государственной статистики о списочной численности работников организаций по профессиональным группам в субъектах РФ за 2018, 2020 и 2022 годы.¹

В 2018 г. в России значение I_{k1} составляло 2,406; а в 2020 и 2022 годах увеличилось до 2,679 и 2,859 соответственно. По федеральным округам минимальное значение этого индекса (соотношение численности специалистов с высшим уровнем квалификации и численности неквалифицированных работников) в 2018 г. было отмечено в Сибирском округе и составляло 2,055. Максимальное же значение - 2,738 - отмечено в Северо-

¹ О численности и потребности организаций в работниках по профессиональным группам / Росстат. М., 2018, 2020, 2022.

Западном федеральном округе. В последующие годы наблюдался значительный рост значения этого индекса в Центральном и Северо-Западном федеральных округах, который в 2020 г. составлял 3,040 и 3,130 соответственно, а в 2022 г. в обоих округах - 3,333; причем вариационный размах по федеральным округам в 2022 г. был больше и составлял 0,966 (в 2018 г. - 0,683).

Значение индекса I_{k2} также увеличивалось и в РФ составляло 2,381 и 2,532 в 2018 г. и 2022 г. соответственно. Наиболее значительный рост тоже отмечен в Центральном и Северо-Западном федеральных округах, а также в Сибирском округе. Вариационный размах по этому индексу сокращается: в 2018 г. он составлял 0,603, в 2022 г. - 0,597.

Далее на рис. 1 и рис. 2 представлены минимальные и максимальные значения индекса I_{k1} в субъектах РФ в 2022 г., а также значения I_{k2} по этим регионам (ранжирование произведено по I_{k1}). Отметим, что только в 10 регионах России на одного неквалифицированного рабочего было менее чем два специалиста высшего уровня квалификации (в 2018 г. таких регионов было 29, а в 2020 г. - 20). При этом в большинстве этих субъектов РФ соотношение численности специалистов с высшим уровнем квалификации и численности специалистов среднего уровня квалификации превышало значение индекса, характеризующего соотношение численности специалистов высшего уровня квалификации и неквалифицированных рабочих, тогда как в регионах с максимальным значением индекса I_{k1} , наоборот, значение индекса по численности специалистов среднего уровня квалификации ниже.

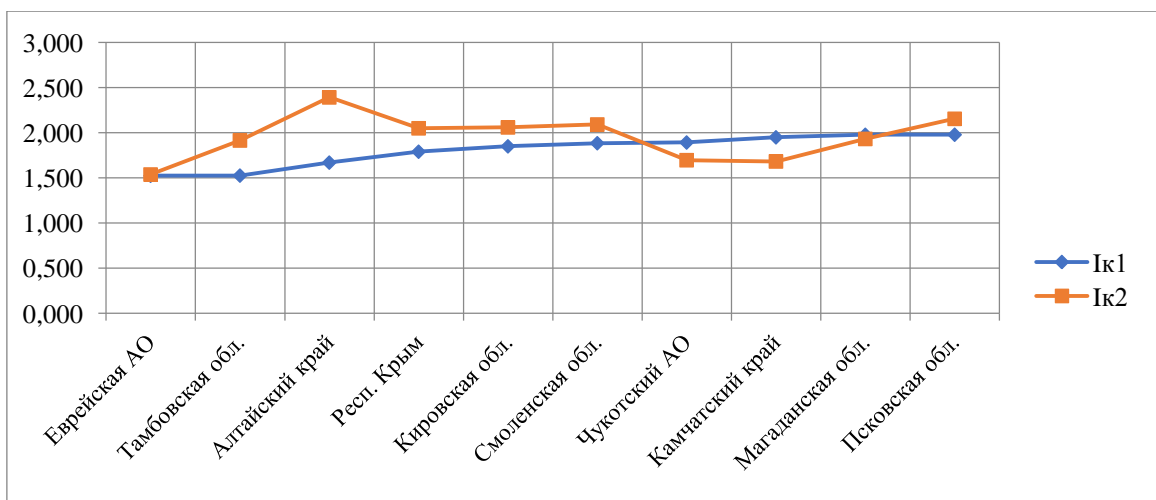


Рис. 1. Индекс I_{k1} (минимальные значения) и индекс I_{k2} в регионах России, 2022

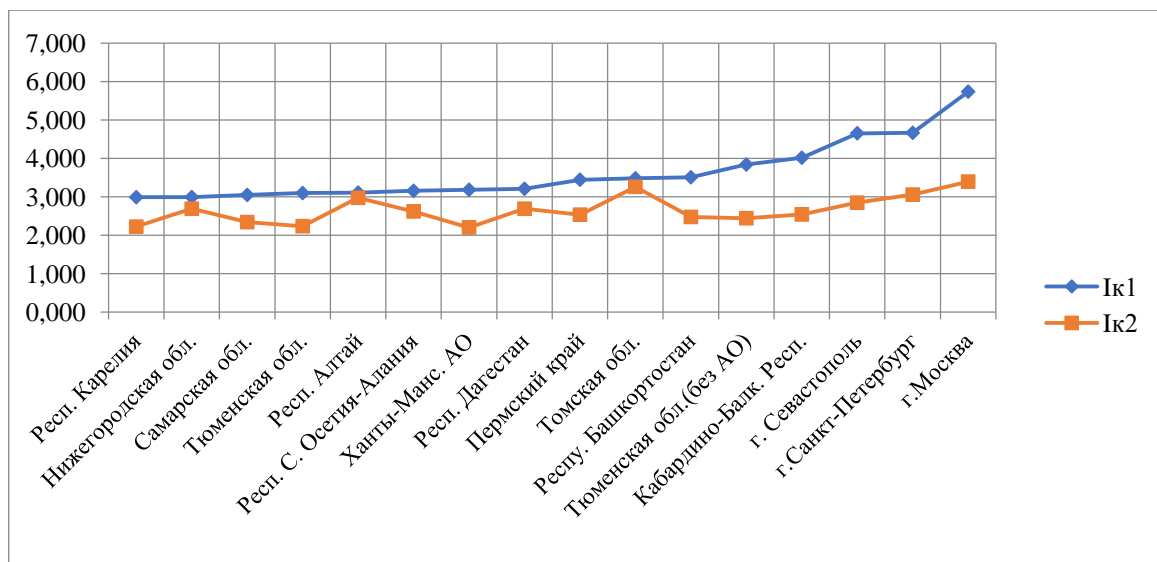


Рис. 2. Индекс Iк1 (максимальные значения) и индекс Iк2 в регионах России, 2022

Таким образом, в большинстве регионов РФ численность специалистов высшего уровня квалификации значительно превышает численность неквалифицированных рабочих, сохраняется тенденция роста значения этого индекса. Дифференциация же по соотношению численности специалистов с высшим уровнем квалификации и численности специалистов среднего уровня квалификации менее значительна.

Литература

- Струмилин С.Г. Проблемы экономики труда / С.Г. Струмилин. – Москва: Наука, 1982.
- Ткаченко А.А., Гинойн А.Б. Оценка профессионального состава занятых в регионе / Экономика региона. 2021. Т. 17, вып. 4. С. 1224-1238. <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2021-4-13>.

ЭКОНОМЕТРИКА КОНЦЕРТНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ

Наринян Н.Е. (Москва)

Представляются результаты эконометрического изучения концертной деятельности в Российской Федерации. По своей природе статистические и социологические данные о концертной деятельности, вместе с их анализом и интерпретацией, могут быть полноправно включены в социальные параметры развития общества. Как говорится, песня всегда помогала нам жить и строить, любить и творить. Интересно и преобладание тех регионов, куда приезжают известные артисты на гастроли. Влияет ли на это отдалённость субъекта Российской Федерации от центральных мегаполисов, а также площадь таких территорий. Возможно, удастся уловить такие весьма значащие параметры творчества, как частота концертов, вместимость площадок и залов. Важно выяснить при этом, на сколько

в текущее время популярен тот или иной исполнитель. Таким образом есть возможность объективно сопоставлять успех той или иной музыкальной группы или отдельного исполнителя. При этом имеются шансы создать новые виды индикаторов успешности, коэффициенты или индексы. Возможно даже попытаться что-либо прогнозировать по этому направлению. Ведь в тех регионах, где существует преобладание посещения людьми концертных мероприятий, скорее всего, имеется высокий уровень общего социально-экономического развития. Небогатые территориальные субъекты не смогут себе позволить удовлетворительный уровень вовлечённости населения по посещению музыкальных концертов из-за отсутствия на это средств и достойных площадок. Такие тезисные утверждения возможно проверить при помощи корреляционно-регрессионного анализа.

Весьма интересно определить факторы влияния на частоту гастрольных мероприятий, некоторые из которых могут отражать не только востребованность артистов, но и их потенциальные физические, психологические и духовные возможности (Федорова, Миронова, Ксенофонтова, 2022). Наверняка, у разных музыкальных групп есть свои императивные отношения к жителям определённых городов. Сами по себе поездки даже в небольшие населённые пункты обогащают музыкантов новыми впечатлениями, запоминающимися достопримечательностями, не исключены и новые встречи с интересными людьми. Для большинства поклонников различных музыкальных коллективов всегда интересны памятные сувениры, мерч от исполнителей в виде дисков, книг, одежды с символикой творчества. Особенно это радует почитателей музыкантов, когда все эти предметы возможно приобрести прямо перед выступлением или после него.

В некоторых музыкальных группах происходит завершение совместного творчества, в результате чего имеют место так называемые точки бифуркации гастрольной концертной деятельности отдельных солистов, но уже порознь. В этом случае бывает особенно интересно проследить за уровнем популярности того или иного вновь созданного музыкального коллектива в сравнении.

На каких-то этапах данной работы придётся зашифровать или обезличить сведения по конкретным исполнителям для того, чтобы не являться распространителем индивидуальных экономических результатов. Известны случаи, что из-за научных публикаций освещённые финансовые успехи в промышленном производстве могли способствовать ужесточению фискального налогового законодательства для успешных отраслей. Из-за высокого уровня преступности в данное время также опасно публично высвечивать наиболее прибыльные коллективы.

В настоящее время существуют всевозможные рейтинги исполнителей и произведений, но все они по различным причинам не являются идеальными и безупречными в плане точности передачи уровня популярности. Все имеющиеся площадки для рейтингов весьма субъективны и подвержены влияниям величины

стоимости участия на них и тому подобному. Имеет место идеологическое влияние и неприятие новейших веяний утвердившимся ранее консервативным музыкальным менеджментом. Не все рейтинги учитывают возрастной состав опрашиваемых и не производят поправку в зависимости от очевидных крупномасштабных демографических ям в нашем государстве.

Статистические выборочные методы опросов, хотя и передают примерный вес популярности, однако, в некоторых случаях, вызывает сомнение уместность и правомерность распространения, к примеру, 8%-ной выборки на всю совокупность предпочтений людей. Те свойства материальных параметров, некоторый процент которых допустимо распространять на всю генеральную статистическую совокупность, качественно весьма отличаются от нематериальных предпочтений населения. Общественное мнение по популярности одной аудитории опрошенных несёт в себе слишком высокий уровень субъективизма. Сюда же добавляется искажение, вносимое самими организаторами наблюдений из-за их личных предпочтений.

По классификации видов экономической деятельности в настоящее время концертная деятельность включена в весьма масштабный агрегированный вид под общим наименованием «Деятельность в области культуры, спорта, организации досуга и развлечений».

Представляется, что небезынтересно проанализировать некоторые обобщённые статистические данные во временном ракурсе, чтобы понять степень успешности данного вида экономической, и не только, деятельности. К сожалению, после событий, связанных с пандемией в 2020–2021 гг., некоторые показатели стали отражать весьма заметные минусы по общей прибыльности отрасли, связанной с культурой и искусством (Рис.). Таким образом, всё это необходимо оценить, так же, как и спады в промышленном производстве из-за ограничений властей, которые имели место.

Следует особенно подчеркнуть, что концертная деятельность весьма важна для поднятия настроения и духа населения (Наринян, 2015). Данная отрасль может служить и фактором укрепления здоровья человека, и потенциалом роста всей экономики в целом. Кроме того, во все времена наиболее популярные музыкальные произведения могли уменьшать и даже сглаживать оппозиционные настроения людей, связанные с маленькими доходами, с отсутствием комфортного и просторного жилья и т.п. Люди даже со сравнительно небольшим доходом, при большом желании, могут позволить себе посетить импонирующее ему музыкальное мероприятие. Так что можно утверждать, что аудитория слушателей всегда голосует за конкретного музыканта своим приходом на мероприятие. Помешать этому может лишь большая загруженность делами, отсутствие свободного времени, невозможность в определённый жизненный период найти компаньона со схожими музыкальными приверженностями для посещения конкретных концертов.

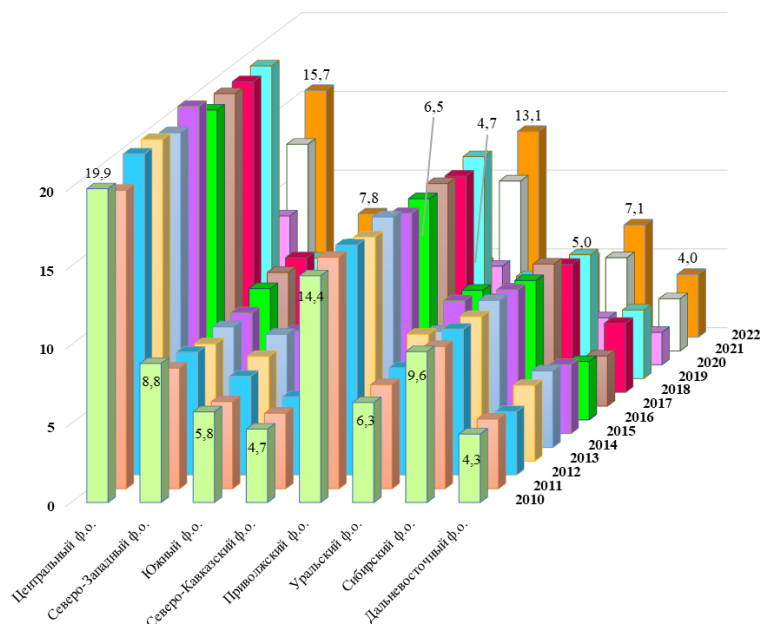


Рис. Число мероприятий, проводимых концертными организациями и самостоятельными коллективами Минкультуры России, тыс. (Росстат, 2024)

Литература

Данные Росстата, www.gks.ru, 2024.

Наринян Н.Е. Современное искусство как трансмиссия развития институционального пространства / Материалы IV Международной конференции "Институциональная экономика: развитие, преподавание, приложения" 17-18 ноября 2015 г. / Москва, ГУУ, 2015.

Федорова А.М., Миронова Е.А., Ксенофонтова К.М. Психологические факторы успешности музыкально-исполнительской деятельности / Музыкальное искусство и образование, 2022. Т10, № 2. DOI: 10.31862/2309-1428-2022-10-2-65-78.

АНАЛИЗ СРОЧНОЙ СТРУКТУРЫ ПРОЦЕНТНЫХ СТАВОК И ЕЕ ЭВОЛЮЦИИ В СОВРЕМЕННЫХ ЭКОНОМИЧЕСКИХ РЕАЛИЯХ НА ПРИМЕРЕ РОССИИ И ДРУГИХ СТРАН

Нестругин К.Е. (Москва)

В современной науке для моделирования срочной структуры процентных ставок и ее динамики наиболее широкое распространение получили стохастические модели, которые сводятся к построению случайного процесса эволюции краткосрочной процентной ставки.

Вместе с тем, очевидно, что моделирование случайного процесса эволюции процентной ставки во времени должно опираться на эмпирический анализ динамики

процентных ставок, который, в свою очередь, отражает закономерности развития рынка процентных ставок. При этом, такой анализ должен быть универсальным и охватывать различные рыночные конъюнктуры, присущие разным странам.

Однако большинство моделей динамики процентных ставок не в состоянии учесть особенности современной рыночной конъюнктуры рынка процентных ставок. Более того, такая конъюнктура будет отличаться в разных странах. Особый интерес здесь представляет тот факт, что в динамике процентных ставок часто встречаются шоки, обусловленные проводимой монетарной политикой центральных банков.

Так, для примера России, период в последние 10 лет может быть охарактеризован как период повышенной волатильности процентных ставок в стране. На данный период приходится два кризиса, связанных с геополитическими аспектами, произошедшие в 2014-2015 и 2022 годах, когда по решению Банка России ключевая ставка существенно поднималась, чтобы поддержать финансовую стабильность и предотвратить неконтролируемый рост цен в стране. Также с 2020 по начало 2021 гг. Банк России удерживал процентную ставку на рекордно низких уровнях, чтобы поддержать экономику в период пандемии COVID-19.

Другим примером с отличной конъюнктурой рынка являются США, где в марте 2020 года ФРС резко снизила процентные ставки до нулевых значений. Такой шаг был направлен на поддержание стабильности финансовых рынков и максимальное снижение стоимости заимствований в рамках широкомасштабных чрезвычайных мер по защите экономики от воздействия вспышки COVID-19.

Цель данного доклада - показать, что текущие экономические реалии в России и других странах существенно отличаются от тех предпосылок, что закладываются в стандартные стохастические модели построения срочной структуры процентных ставок.

Теоретическая значимость и новизна данного доклада заключается в обширном и исчерпывающем анализе сложившейся на рынке процентных ставок конъюнктуры. Полученные сведения могут быть использованы для дальнейшего изучения проблематики моделирования динамики процентных ставок.

Основные результаты исследования:

Получено подтверждение наличия тяжелых хвостов в динамике процентных ставок в России и других странах. Так, распределение приращений однодневной межбанковской ставки RUONIA в период с 2013 по 2024 годы имеет четко выраженные тяжелые хвосты, а также наблюдается крайне высокое значение коэффициента эксцесса, что свидетельствует о сконцентрированном (островершинном) распределении. Данная особенность справедлива и для рынка процентных ставок США. Стоит также отметить факт наличия правосторонней асимметрии в распределении приращений RUONIA, что объясняется тенденцией к положительным скачкам ставок во время кризисных явлений. Вышесказанное свидетельствует о ненормальности распределения приращений процентных ставок.

Результаты проведенных статистических тестов подтвердили стационарность рядов приращения изучаемых процентных ставок. Это соответствует базовой гипотезе стохастического моделирования.

Была подтверждена гипотеза об отсутствии или наличии слабовыраженной автокорреляции исследуемых временных рядов приращений процентных ставок.

Изучаемые ряды приращений ставок можно охарактеризовать непостоянством волатильности, причём среднюю (долгосрочную, безусловную) волатильность можно считать относительно стабильной. Это говорит о независимости распределения от времени рядов приращений процентных ставок. Вышеупомянутое непостоянство волатильности выражается в наличии периодов ее высоких и относительно низких значений. Другими словами, наблюдается феномен кластеризации волатильности.

Было проведено разложение рядов процентных ставок на базовые компоненты временных рядов. Можно говорить об отсутствии трендовой компоненты, т.е. плавной долговременной понижательной или повышательной тенденции. В то же время, определенно наличие циклической компоненты, что обусловлено наличием циклов «мягкой» и «жесткой» денежно-кредитной политики, циклов деловой активности. Кроме того, наблюдается определенное влияние сезонной компоненты на ряды процентных ставок как в России, так и в США. Так, в зимнее время года ряды процентных ставок, как правило, отличаются более высокими значениями и повышенной волатильностью, по сравнению с другими сезонами года. Наиболее низкие значения рядов и их волатильность наблюдаются в летний сезон. Данные сезонные различия величины волатильности также подтверждают наличие кластеризации волатильности.

Таким образом, несмотря на подтверждение некоторых базовых гипотез стохастического моделирования, были выделены особенности текущей конъюнктуры процентных ставок как в России, так и за рубежом, которые могут не учитываться стандартными стохастическими моделями. Представляется, что для достижения высокого качества моделирования процентных ставок в современных моделях необходимо учитывать выявленные в результате анализа явления.

Литература

- Cox, J.C., J.E. Ingersoll and Ross S.A.* A Theory of the Term Structure of Interest Rates // *Econometrica*. 1985. 53 (2): 385-407.
- Hull J., White A.* Pricing interest-rate derivative securities // *Review of Financial Studies*. 1990. 3 (4): 573-592.
- T.S.Y. Ho, Lee S.B.* Term structure movements and pricing interest rate contingent claims // *Journal of Finance*. 1986. 41 (5): 1011-1029.
- Vasicek O.* An Equilibrium Characterisation of the Term Structure // *Journal of Financial Economics*. 1977. 5 (2): 177-188.

МОЖНО ЛИ РАСПОЗНАТЬ НЕЭФФЕКТИВНЫЕ ПРЕДПРИЯТИЯ? О РАНЖИРУЮЩЕЙ СПОСОБНОСТИ МОДЕЛИ СТОХАСТИЧЕСКОЙ ГРАНИЦЫ

Никольский И.М., Фурманов К.К. (Москва)

Из множества разработанных к настоящему моменту статистических методов измерения эффективности хозяйствующих субъектов, особенно широко применяются методы анализа оболочки данных (DEA), берущие основу в статье (Farrell, 1957), и методы анализа стохастической границы (SFA), впервые предложенные в статьях (Meeusen, Broeck, 1977) и (Aigner et al., 1977). Одно из существенных отличий между двумя подходами состоит в том, что в методах DEA граница производственных возможностей предполагается детерминированной и единой для всех анализируемых субъектов, в то время особенностью SFA является предпосылка о случайном характере границы — производственные возможности каждого субъекта отличаются из-за наличия «стохастических шоков». В результате согласно идее DEA объём производства для каждого субъекта определяется затратами факторов производства и неэффективностью этого субъекта, а модели стохастической границы добавляют ещё одну компоненту — стохастический шок. Эта дополнительная компонента создаёт существенную трудность при оценивании, так как ни стохастические шоки, ни показатели неэффективности в действительности не наблюдаются, а наблюдается только их суммарное воздействие на объём производства (и то при известной границе производственных возможностей).

Оценки показателей неэффективности отдельных предприятий в модели стохастической границы были предложены в работах (Матеров, 1981) и (Jondrow et al., 1982). Как отмечается в статье (Nikol'skii, Furmanov, 2022), эти оценки несостоятельны, так как никакое увеличение объёма выборки не может устранить неопределённость, связанную со стохастическими шоками. В настоящем докладе показывается, какой точности в оценках можно добиться на основании реальных данных, при этом под точностью оценок подразумевается ранговая корреляция между оценками неэффективности субъектов и истинными, не наблюдаемыми на практике, показателями. Таким образом, речь идёт о способности модели стохастической границы отличать более эффективные субъекты от менее эффективных.

Авторами выведены формулы, выражающие коэффициент согласованности Харрелла и коэффициент ранговой корреляции Кендалла между истинными показателями неэффективности и их оценками в моделях стохастической границы, предложенных в статьях-первопроходцах (Meeusen, Broeck, 1977) и (Aigner et al., 1977). Так, в случае нормально распределённого шока и полунормальной неэффективности асимптотический коэффициент Харрелла может быть рассчитан по приближённой формуле

$$C \approx 2\Phi_2\left(0,0; \sqrt{\frac{\sigma_u^2(1-\frac{2}{\pi})}{\sigma_u^2(1-\frac{2}{\pi})+\sigma_v^2}}\right), \quad (1)$$

где C — асимптотическое значение коэффициента Харрелла между истинными неэффективностями и их оценками по методу (Jondrow et al., 1982), σ_v^2 — дисперсия стохастического шока, σ_u^2 — параметр полунормального закона, задающего распределение неэффективности, $\Phi_2(x, y; \rho)$ — значение функции совместного распределения двух стандартных нормальных величин с коэффициентом корреляции ρ в точке (x, y) .

Для модели с экспоненциально распределённой неэффективностью была выведена точная формула для асимптотического коэффициента Харрелла:

$$C = \frac{1}{2} + \exp\left(\frac{\sigma_v^2}{\sigma_u^2}\right) \Phi\left(-\frac{\sigma_v\sqrt{2}}{\sigma_u}\right), \quad (2)$$

где σ_v^2 — дисперсия стохастического шока (он также предполагается нормально распределённым), σ_u^2 — дисперсия неэффективности, $\Phi(x)$ — функция стандартного нормального распределения.

Вывод формулы (1) опубликован в работе (Никольский, Фурманов, 2023), вывод формулы (2) пока не опубликован. В обоих случаях — и для полунормального, и для экспоненциального распределения неэффективности — верно соотношение между коэффициентами Харрелла C и Кендалла τ : $\tau = 2C - 1$. Это соотношение выполняется для всех непрерывных случайных величин. Коэффициент Кендалла более известен, однако мы обращаем внимание на простоту интерпретации коэффициента Харрелла: он показывает, с какой вероятностью модель правильно выбирает более эффективное предприятие из двух случайно отобранных. Таким образом, значение 0.5 свидетельствует об отсутствии ранжирующей способности модели, а значение 1 — о полной согласованности ранжировок по истинным показателям неэффективности и по их оценкам. Коэффициент Кендалла показывает, насколько вероятность правильно выбрать более эффективное предприятие из двух случайно отобранных выше вероятности ошибиться.

Мы собрали результаты оценивания моделей стохастической границы из ряда исследований и по оценкам параметров распределений случайных компонент рассчитали коэффициенты Харрелла и Кендалла. Ниже приводятся значения, рассчитанные по данным основополагающих статей (Meeusen, Broeck, 1977) и (Aigner et al., 1977).

В статье (Meeusen, Broeck, 1977) приводятся оценки модели стохастической границы для отраслей промышленности Франции, полученные с помощью модели стохастической границы с экспоненциальным распределением неэффективности. Рассчитанные нами ранговые корреляции приведены в Таблице 1 вместе со взятыми из статьи оценками дисперсий стохастического шока σ_v^2 и неэффективности σ_u^2 .

Табл. 1. Асимптотические коэффициенты Харрелла и Кендалла между истинными показателями неэффективности предприятий и их оценками по данным об отраслях промышленности Франции из работы (Meeusen, Broeck, 1977)

Отрасль	σ_v^2	σ_u^2	Коэфф. Харрелла	Коэфф. Кендалла
Изделия из стекла	0.7898	0.0036	0.5190	0.0380
Молочные продукты	0.6438	0.0063	0.5278	0.0555
Текстильная промышленность	0.9309	0.0100	0.5291	0.0582
Машиностроение	0.7067	0.0114	0.5355	0.0711
Электротехника	0.8154	0.0266	0.5502	0.1003
Транспортные средства	0.7365	0.0451	0.5678	0.1357
Промышленная химия	0.9307	0.0706	0.5750	0.1501
Бумажная промышленность	0.6970	0.0717	0.5864	0.1728
Обувь	0.3714	0.1042	0.6340	0.2679
Сахар и напитки	0.9115	0.1719	0.6133	0.2265

В статье (Aigner et al., 1977) приводятся результаты оценивания моделей как с экспоненциальным, так и с полунормальным распределением неэффективностей для металлургической промышленности и модели с экспоненциальной неэффективностью для сельского хозяйства США. Оценки параметров и рассчитанные на их основании коэффициенты Харрелла и Кендалла приведены в Таблице 2. Отметим, что для полунормального распределения параметр σ_u^2 не равен дисперсии, так что его нельзя напрямую сравнивать с дисперсией в экспоненциальной модели.

Табл. 2. Асимптотические коэффициенты Харрелла и Кендалла между истинными показателями неэффективности предприятий и их оценками по данным об отраслях США из работы (Aigner et al, 1977)

Отрасль	σ_v^2	σ_u^2	Коэфф. Харрелла	Коэфф. Кендалла
Металлургия (экспоненциальная модель)	0.0691	0.0003	0.5193	0.0385
Металлургия (полунормальная модель)	0.0692	0.0007	0.5191	0.0382
Сельское хозяйство (экспоненциальная модель)	0.0101	0.00005	0.5199	0.0399

Приведённые в Таблицах 1 и 2 расчёты свидетельствуют об очень слабой связи между показателями неэффективности и их оценками. Это не свидетельствует против результатов, опубликованных в использованных статьях, так как в них не ставилось целью оценивание эффективности отдельных предприятий. Полученные оценки также не означают, что точные ранжировки практически не достижимы. Они, однако, свидетельствуют, что отсутствие ранжирующей способности у модели стохастической границы — не редкость, так что исследователям и регуляторам стоит с большой осторожностью опираться на статистические методы при измерении эффективности предприятий.

В докладе мы также затрагиваем вопрос ранжирующей способности методов и моделей, опирающихся на детерминированную границу производственных возможностей - в частности, DEA.

Литература

- Матеров И.С.* К проблеме полной идентификации модели стохастических границ производства. Экономика и математические методы, 1981, том 17, №4. С. 784-788.
- Никольский И.М., Фурманов К.К.* Измерение точности ранжировок предприятий по эффективности в модели стохастической границы. Прикладная эконометрика, 2023, том 71. С. 128-142.
- Aigner D., Lovell C.A.K., Schmidt P.* Formulation and estimation of stochastic frontier function models. Journal of Econometrics, 1977, vol. 6, pp. 21-37.
- Jondrow J., Lovell C.A.K., Materov I.S., Schmidt P.* On the estimation of technical inefficiency in stochastic frontier production function model. Journal of Econometrics, 1982, vol. 19, pp. 233-239.
- Meeusen W., Broeck van den J.* Efficiency Estimation from Cobb-Douglas Production Functions with Composed Error. International Economic Review, 1977, Vol. 18, No. 2, pp. 435-444.
- Nikol'skii I.M., K.K. Furmanov.* Ranking Accuracy of the Efficiency Index in the Stochastic Frontier Model. Computational Mathematics and Modeling, 2022, Vol. 33, No. 3, pp. 319-329.

ПРИМЕНЕНИЕ ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫХ ПЕРЕМЕННЫХ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ СВЯЗИ МЕЖДУ ЗДОРОВЬЕМ СВЕРСТНИКОВ

Осаволюк А.А. (Москва)

В настоящее время все более остро ощущается проблема ухудшения здоровья детей в России (Результаты профилактических осмотров..., 2017). Статистика заболеваемости детей в возрасте до 14 лет по основным классам болезней показывает сильный рост числа заболеваний сахарным диабетом и ожирением среди детского населения (Здравоохранение в России, 2021, с. 65). Люди забывают, что здоровье – это важнейшая составляющая человеческого потенциала. Оно закладывается в детстве и затем постепенно расходуется по мере взросления и старения (Grossman, 1999). Экономистами и социологами широко изучены базовые детерминанты детского здоровья: доход домохозяйства (Patacchini et al, 2017), вредные привычки матери и отца ребенка (курение, употребление алкоголя и наркотических средств) (Lindeboom et al, 2009), район и тип места проживания (Skoufias, 1999), образование родителей (Nepal, 2018), наличие ДМС (Levy&Meltzer, 2008) и другие.

При изучении детского здоровья в России и факторов, которые оказывают на него влияние, уместно проанализировать вклад окружения ребенка, так называемые «эффекты сверстников». Данное понятие в рамках настоящего исследования подразумевает группу

наиболее близких сверстников человека, проживающих с ним в одном районе (дворе) по примеру работы (Yakovlev, 2018). По мере взросления у ребенка формируется круг друзей, с которыми он проводит много времени, и со временем «эффект сверстников» проявляется в большей степени: вследствие социализации родительский канал начинает сменяться каналом друзей (Lorant&Tranmer, 2019). Происходит замещение одного фактора другим (Agostinelli, 2020). Так, например, было доказано, что вес подростка коррелирован с весом его друзей (Fowler&Christakis, 2008). Особенно ярко этот эффект выражен для женщин. Причем «эффекты сверстников» различны во времени: более продолжительное общение свидетельствует о более тесной связи здоровья ребенка и здоровья его сверстников (Patacchini et al, 2017). Поведенческие особенности индивида (например, употребление алкоголя) также тесно связаны особенностями в поведении его окружения (Eisenberg et al, 2014).

В данном исследовании используются данные Российского мониторинга экономического положения и здоровья населения НИУ ВШЭ (RLMS-HSE). Выборка представляет собой несбалансированную панель за 1994-2019 годы. В работе рассматриваются дети 10-13 лет. Среди зависимых переменных выступают индекс массы тела ребенка, есть или нет проблемы с недостаточным весом у ребенка (бинарная переменная) и аналогичная ей – есть или нет проблемы с избыточным весом у ребенка (бинарная переменная). Для оценивания используются модели нескольких спецификаций: метод наименьших квадратов и двухшаговый метод наименьших квадратов со случайными эффектами, логистическая регрессия и пробит-модель с инструментальными переменными. Инструментальные переменные необходимы для нивелирования возможной эндогенности, вызванной двусторонней причинно-следственной связью между регрессором и зависимой переменной.

Проведенное исследование демонстрирует, что сверстники играют важнейшую роль в вопросе формирования детского здоровья, причем эффект действует в обе стороны: они могут как улучшать, так и ухудшать здоровье. Увеличение среднего индекса массы тела (ИМТ) сверстников увеличивает ИМТ ребенка, а появление друзей, у которых имеются проблемы с весом, повышает вероятность обретения этой проблемы у ребенка. Также во всех спецификациях было показано, что величина эффекта сверстников для выборки с нормальным и избыточным весом в несколько раз выше величины эффекта на выборке с недостаточным и нормальным весом. Вероятное объяснение полученному результату заключается в различиях механизмов, которые приводят к данным проблемам. Недостаток физической нагрузки, чрезмерное потребление быстрых углеводов, сахаров и вредных продуктов питания, сидячий образ жизни и другие поведенческие факторы приводят к проблемам с ожирением. Эти детерминанты часто спровоцированы и подкреплены именно средой, в которой находится ребенок. В то же время недостаточный вес чаще связывают с психологическими и физиологическими недомоганиями, инфекцией, недостатком

витаминов и микроэлементов, нарушениями обмена веществ. Эти факторы в меньшей степени связаны с особенностями окружения ребенка, а значит и размер величины данного «эффекта сверстников» будет ниже.

Результаты проведенного исследования имеют важный практический интерес. Значимость эффекта сверстников среди других факторов детского здоровья свидетельствует о наличии социального мультипликатора (Manski, 1993, 2000) в России.

Литература

Здравоохранение в России. Статистический сборник. Росстат. 2021. URL: <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/Zdravooхран-2021.pdf>

Российский мониторинг экономического положения и здоровья населения НИУ ВШЭ (RLMS HSE)», проводимый Национальным исследовательским университетом "Высшая школа экономики" и ООО «Демоскоп» при участии Центра народонаселения Университета Северной Каролины в Чапел Хилле и Института социологии Федерального научно-исследовательского социологического центра РАН. (Сайты обследования RLMS HSE: <https://rlms-hse.cpc.unc.edu> и <http://www.hse.ru/rlms>). Дата обращения: 19.04.2021.

Результаты профилактических осмотров детей в возрасте 0-14 лет. Федеральная служба государственной статистики: <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/zdr3-4.xls>. Дата обращения: 15.04.2022.

Agostinelli F. et al. It takes a village: the economics of parenting with neighborhood and peer effects. – National Bureau of Economic Research, 2020. – №. w27050.

Case A., Lubotsky D., Paxson C. Economic status and health in childhood: The origins of the gradient // *American Economic Review*. – 2002. – Т. 92. – №. 5. – С. 1308-1334.

Eisenberg D., Golberstein E., Whitlock J. L. Peer effects on risky behaviors: New evidence from college roommate assignments // *Journal of health economics*. – 2014. – Т. 33. – С. 126-138.

Fowler J. H., Christakis N. A. Estimating peer effects on health in social networks: a response to Cohen-Cole and Fletcher; Trogdon, Nonnemaker, Pais // *Journal of health economics*. – 2008. – Т. 27. – №. 5. – С. 1400.

Grossman M. The human capital model of the demand for health. – 1999.

Levy H., Meltzer D. The impact of health insurance on health // *Annu. Rev. Public Health*. – 2008. – Т. 29. – С. 399-409.

Lindeboom M., Llena-Nozal A., van Der Klaauw B. Parental education and child health: Evidence from a schooling reform // *Journal of health Economics*. – 2009. – Т. 28. – №. 1. – С. 109-131.

Lorant V., Tranmer M. Peer, school, and country variations in adolescents' health behaviour: A multilevel analysis of binary response variables in six European cities // *Social Networks*. – 2019. – Т. 59. – С. 31-40.

- Manski, C.F.* Identification of Endogenous Social Effects: The Reflection Problem, 1993. 60(3), 531–542.
- Manski, C.F.* Economic Analysis of Social Interactions. Journal of Economic Perspectives, 2000. 14(3), 115–136.
- Nepal A.K.* What matters more for child health: A father's education or mother's education? //World Development Perspectives. – 2018. – Т. 10. – С. 24-33.
- Patacchini E., Rainone E., Zenou Y.* Heterogeneous peer effects in education //Journal of Economic Behavior & Organization. – 2017. – Т. 134. – С. 190-227.
- Skoufias E.* Parental education and child nutrition in Indonesia //Bulletin of Indonesian Economic Studies. – 1999. – Т. 35. – №. 1. – С. 99-119.
- Thompson O.* Genetic mechanisms in the intergenerational transmission of health //Journal of Health Economics. – 2014. – Т. 35. – С. 132-146.
- Yakovlev E.* Demand for alcohol consumption in Russia and its implication for mortality //American Economic Journal: Applied Economics. – 2018. – Т. 10. – №. 1. – С. 106-49.

ДИНАМИЧЕСКИЕ ПРОИЗВОДСТВЕННЫЕ ФУНКЦИИ, УЧИТЫВАЮЩИЕ НЕЙТРАЛЬНЫЙ И ПОЛНОСТЬЮ НЕЙТРАЛЬНЫЙ ПО ХИКСУ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ПРОГРЕСС¹

Проневич А.Ф. (Гродно), Хацкевич Г.А. (Минск)

Рассмотрим динамическую многофакторную производственную функцию (ПФ)

$$y = f(x, t), \tag{1}$$

где y – выпуск продукции, $x = (x_1, \dots, x_n)$ есть вектор затрат производственных ресурсов, t – параметр времени из полуоткрытого числового луча $T = [0; +\infty)$, каждое значение которого выражает определенный уровень научно-технического прогресса (НТП), а неотрицательная функция f является дважды непрерывно дифференцируемой на множестве $D = G \times T$, область $G \subset \mathbf{R}_+^n = \{x \in \mathbf{R}^n : x_i \geq 0, i = 1, \dots, n\}$.

В данной работе для ПФ (1) введены понятия нейтрального и полностью нейтрального НТП по Хиксу (определения 1 и 2) относительно части факторов, описаны классы ПФ, учитывающие нейтральный и полностью нейтральный по Хиксу НТП, а также установлены связи между данными понятиями. Статья развивает и обобщает результаты авторов, полученные для двухфакторных ПФ (Проневич, Хацкевич, 2020).

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований, проект «Экономико-математическое моделирование научно-технического прогресса в контексте производственных функций для прогнозирования экономического роста Республики Беларусь», договор с БРФФИ № Г23-089 от 02.05.2023 г., № ГР 20221093.

Определение 1. Будем говорить, что НТП является *нейтральным по Хиксу относительно факторов* x_i и x_j , $i, j \in \{1, \dots, k\}$, $i \neq j$, $k \leq n$, если предельная норма замещения фактора x_i фактором x_j не изменяется с течением времени при фиксированном отношении рассматриваемых факторов, т.е.

$$MRTS_{x_i x_j}(f) = const \quad \text{при} \quad \frac{x_j}{x_i} = const. \quad (2)$$

Если (2) выполняется при всех $i, j = 1, \dots, k$, $i \neq j$, $k \leq n$, то скажем, что НТП является *нейтральным по Хиксу относительно факторов* x_1, \dots, x_k , а при $k = n$ – просто *нейтральным по Хиксу* (Blackorby, 1976).

Определение 2. НТП назовем *полностью нейтральным по Хиксу относительно факторов производства* x_1, \dots, x_k , $k \leq n$, если для ПФ (1), учитывающей этот НТП, выполняется система тождеств

$$\partial_{x_i} \ln f(x, t) = \varphi_i(x), \quad i = 1, \dots, k, \quad k \leq n,$$

где φ_i – некоторые непрерывно дифференцируемые на G функции, которые не зависят от параметра НТП t . При $k = n$ будем говорить о *полностью нейтральном по Хиксу НТП* (Blackorby, 1976).

Так, например, верно следующее утверждение.

Теорема. *ПФ (1), учитывающая полностью нейтральный по Хиксу относительно факторов производства x_1, \dots, x_k НТП, будет также учитывать и нейтральный по Хиксу относительно факторов x_1, \dots, x_k , ($k > 2$, $k \leq n$), НТП, если и только если ПФ (1) можно представить в одной из двух форм*

$$f_1(x, t) = A(x_{k+1}, \dots, x_n, t) \cdot H(x_1^{\alpha_1} \cdot \dots \cdot x_k^{\alpha_k}, x_{k+1}, \dots, x_n) \quad \text{или}$$

$$f_2(x, t) = A(x_{k+1}, \dots, x_n, t) \cdot H(a_1 x_1^{1-\gamma} + \dots + a_k x_k^{1-\gamma}, x_{k+1}, \dots, x_n),$$

где $\alpha_i, a_i \in \mathbf{R}$, $i = 1, \dots, k$, $\gamma \in \mathbf{R} \setminus \{1\}$, а H – произвольная неотрицательная дифференцируемая функция.

Литература

Проневич А.Ф., Хацкевич Г.А. Научно-технический прогресс и нейтральность по Хиксу, Харроду и Солоу: генезис, построение и обобщение // Белорусский экономический журнал. 2020. № 3. С. 87-105.

Blackorby Ch., Lovell C.A.K., Thursby M.C. Extended Hicks neutral technical change // The Economic Journal. 1976. 35(344), pp. 845-852.

ИНСТРУМЕНТАРИЙ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРЕФЕРЕНЦИАЛЬНОГО РЕЖИМА ДЛЯ ПРЕДПРИЯТИЙ РОССИЙСКОЙ АРКТИКИ¹

Рослякова Н.А. (Москва), Волков А.Д. (Петрозаводск)

Преференциальный режим осуществления предпринимательской деятельности в Российской Арктике является новым регулятивным механизмом, требующим мониторинга реализации и оценки эффективности. Исследование направлено на разработку и апробацию инструментария оценки эффективности преференциального режима на уровне отдельных компаний, а также на выявление общих тенденций реализации регулятивного механизма.

Исследование проводилось в два этапа, в соответствии с содержанием которых все компании, функционирующие на территории АЗРФ, были поделены на 4 группы:

1. Компании-резиденты АЗРФ, созданные до введения преференциального режима – «старые резиденты» (данные за период 2017-2022 годов)
2. Компании-резиденты АЗРФ, созданные после введения преференциального режима – «новые резиденты» (данные за период 2020-2022 годов)
3. Компании-нерезиденты АЗРФ, созданные до введения преференциального режима – «старые нерезиденты» (данные за период 2017-2022 годов)
4. Компании-нерезиденты АЗРФ, созданные после введения преференциального режима – «новые нерезиденты» (данные за период 2020-2022 годов).

На первом этапе были отобраны все компании, которые функционировали на территориях АЗРФ² в период 2017-2019 гг. Из них были отобраны те, для которых в системе СПАРК имеется отчётность и полные данные за рассматриваемый период: выборка 16095 компаний-нерезидентов, которые образовали 39389 наблюдений и выборка 129 компаний-резидентов, которые позволили сформировать 305 наблюдений. Для выделенных групп компаний также были собраны данные за 2020-2022 гг. для того, чтобы сопоставить параметры их функционирования до и после введения преференциального режима АЗРФ. Для 16095 компаний-нерезидентов было собрано 36606 наблюдений, относящихся к этому периоду. Для 129 компаний-резидентов включение в выборку данных за 2020-2022 гг. осуществлялось с учётом даты подписания соглашения, в соответствии с которым компания становилась резидентом АЗРФ: наблюдения за 2020-2022 гг. включены для 6 компаний, которые стали резидентами в 4 квартале 2020 г.;

¹ Работа подготовлена в рамках проекта РФФИ № 23-78-10192 «Формирование этнометрического базиса институционального проектирования Российской Арктики: взаимовлияние культуры, экономического пространства и социального отбора в макросистемах» (<https://rscf.ru/project/23-78-10192/>).

² Территории, входящие в состав Арктической зоны Российской Федерации в соответствии с Федеральным законом от 13.07.2020 № 193-ФЗ «О государственной поддержке предпринимательской деятельности в Арктической зоне Российской Федерации [Электронный ресурс]. URL: <https://base.garant.ru/74370528/> (дата обращения: 23.12.2023).

наблюдения за 2021-2022 гг. включены для 69 компаний, которые стали резидентами в 2021 г.; наблюдения за 2022 гг. включены для 54 компаний, которые стали резидентами в 2022 г. Всего было получено 186 наблюдений.

На втором этапе были отобраны все компании, которые были созданы на территории АЗРФ в 2020-2022 гг. Аналогичным образом был проведён отбор тех, для которых имеются все необходимые наблюдения, и проведено деление на группы резидентов и нерезидентов. Выборка 1787 компаний-нерезидентов, которые образуют 2825 наблюдений и выборка 122 компании-резидента, которые образуют 180 наблюдений.

Исходя из первичного статистического анализа данных была доказана высокая разнородность каждой исходной группы компаний, предположительно обусловленная различиями в их размерах. Для повышения качества оценок было проведено предварительное статистическое обоснование деления каждой из групп компаний на однородные подгруппы в соответствии с параметрами, определяющими размер выручки. Использовался множественный тест определения точек разрыва по методу Баи-Перрона (L+1 vs L). В соответствии с его результатами была установлена обоснованность введения в модель параметра размера компании – в связи с его значимостью.

Для оценки влияния труда и капитала на объем выручки компаний предполагается использовать функцию Кобба-Дугласа (пример использования аналогичной функции см. (Коломак, Шерубнёва, 2023)). Выбор данной функции определяется ключевым вниманием, которое уделяется объему инвестиций и занятости в рамках практики управления развитием АЗРФ. Взаимосвязь принадлежности компаний к разным подгруппам по размеру и объема их выручки учтена в качестве набора фиктивных переменных. Полученная модель имеет вид линейного регрессионного уравнения (1):

$$\ln(Y_{it}) = c + \alpha \ln(K_{it}) + \beta \ln(L_{it}) + \gamma_j \|d_{it}^j\| + \varepsilon_{it}, \quad (1)$$

где: Y_{it} – общий объем выручки предприятия i в году t , рубли; L_{it} – среднегодовая численность занятых на предприятии i в году t , человек; K_{it} – активы предприятия i в году t , рубли; d_{it}^j – набор фиктивных переменных, отражающих вариацию в размерах предприятия i в году t по принадлежности к группе j на основе данных представленных в таблице 2, бинарного типа (0:1); коэффициенты α и β – эластичности выручки компаний по факторам капитала и рабочей силы, соответственно; γ_j – коэффициенты, отражающих влияние фиктивных переменных, маркирующих подгруппы компаний по размеру выручки; c – параметр, отражающий совокупное влияние иных факторов (кроме труда, капитала и размера предприятия) на выручку компаний; ε_{it} – ошибка регрессии.

Также стоит отметить, что в рамках обоснования исходной модели предпринималась попытка включения фактора, отражающего возраст компании, в виде. Данная переменная, однако, показала свою незначимость и взаимную корреляцию с переменными, маркирующими подгруппы компаний по размеру, поэтому, в целях недопущения

мультиколлинеарности факторов, данная переменная не вошла в итоговую спецификацию.

Одним из ключевых аспектов при рассмотрении эффективности тех или иных преференциальных мер на уровне компаний является сопоставление вклада основных факторов производства в формирование выручки компаний. Результаты расчетов по модели Кобба-Дугласа, связывающие параметры труда, капитала, а также размера компаний с объемами выручки в разрезе их групп и подгрупп представлены в Таблице 1.

При сопоставимом уровне значений показателя среднего размера выручки между «старыми нерезидентами» и «старыми резидентами» в период 2017-2019 годов, в период 2020-2022 годов размер выручки «старых резидентов» стал превышать значение показателя «старых нерезидентов» в 4,6 раза. А средний размер выручки зарегистрированных уже после введения преференциального режима АЗРФ компаний «новых резидентов» превышает соответствующее значение показателя «новых нерезидентов» в 3,5 раза. В целом, мы видим выраженное двойственное воздействие преференциального режима на компании-резиденты в зависимости от времени их создания. Группа давно работающих компаний отличается от группы впервые созданных компаний-резидентов преобладающим фактором в формировании выручки: для «старых» характерен преобладающий вклад капитала, тогда как для новых – труда. В связи с этим значение проектов «новых резидентов» для развития регионов присутствия может быть, в большей степени, связано с реализацией функции социальной стабилизации рынка труда, формирования новых высокопроизводительных рабочих мест и создания условий для закрепления населения на территориях за счет профессиональной реализации и обеспечения занятости более широких слоёв населения.

Таблица 1. Результаты оценки модели (1) для различных групп компаний, функционировавших в Российской Арктике в 2017-2022 гг.

Оцениваемые параметры	Старые нерезиденты		Старые резиденты		Новые нерезиденты	Новые резиденты
	2017-2019	2020-2022	2017-2019	2020-2022	2020-2022	2020-2022
c – совокупное влияние иных факторов	10,868	11,415	11,608	10,228	10,666	11,568
α – эластичность по фактору капитала	0,146	0,122	0,079	0,233	0,114	0,054*
β – эластичность по фактору рабочей силы	0,154	0,201	0,204	0,125	0,112	0,197
γ_1	4,946	4,968	5,828	5,636	5,724	6,413
γ_2	3,791	3,633	4,365	4,062	4,349	4,698
γ_3	3,193	2,751	3,492	3,155	3,354	2,906
γ_4	2,606	1,775	2,329	2,087	2,226	-
γ_5	1,815	-	-	-	-	-
R^2	89	90	91	92	90	89
N	39389	36606	305	186	2825	180

Литература

Коломак Е.А., Шерубнёва А.И. Оценка значимости агломерационных эффектов на юге Сибири // *Пространственная экономика*. 2023. Т. 19, № 1. С. 52-69. DOI: 10.14530/se.2023.1.052-069.

АНАЛИЗ ГЕТЕРОГЕННОСТИ ЧУВСТВИТЕЛЬНОСТИ БЕЗРАБОТИЦЫ К ВРП В РЕГИОНАХ РОССИИ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ СКРЫТЫХ КЛАССОВ

Рябухина Д.С. (Москва)

Одним из наиболее широко изученных экономических законов является закон Оукена, согласно которому существует обратная зависимость между изменениями реального валового внутреннего продукта (ВВП) и колебаниями уровня безработицы. основополагающей работой в этой области была работа Артура Оукена, в которой он вывел две основные формы взаимосвязи между уровнем безработицы и ВВП: форма в первых разностях и форма в разрыве фактического ВВП от потенциального ВВП.

Анализ взаимосвязи выпуска и безработицы необходим, поскольку, с одной стороны, такая взаимосвязь активно используется в экономической теории, а с другой, понимание зависимости между выпуском и безработицей позволяет оценивать последствия экономической политики, что особенно важно во время кризисов и спадов.

Существует множество публикаций, рассматривающих различные аспекты взаимосвязи между выпуском и безработицей. Но недостаточно внимания уделяется изучению того, как неоднородные региональные рынки труда реагируют на экономические изменения в России. Это исследование может частично заполнить этот пробел, анализируя влияние экономических изменений на региональные рынки труда.

В работе рассматривается спецификация модели Оукена в разрывах фактического ВРП от потенциального ВРП. Поскольку используются панельные данные, то регрессия будет выглядеть так:

$$U_{i,t} - U_{i,t}^* = \beta(Y_{i,t} - Y_{i,t}^*) + \varepsilon_{i,t},$$

Для разделения регионов на классы используется инструментарий моделей скрытых классов. Модели скрытых классов - это модели, в которых предполагается, что распределение наблюдений - смесь конечного числа некоторых распределений, но при этом отличительный признак не наблюдается.

В работе используются официальные данные Росстата об уровне безработицы и темпах ростах ВРП, которые были преобразованы к базисному индексу реального ВРП. Региональные данные по уровню безработицы и темпах ростах реального ВРП представляются с годовой периодичностью. Для анализа был выбран период с 2000 по 2020 год.

Данные базисного индекса реального ВРП были прологарифмированы, а затем для получения трендовых значений уровня безработицы и логарифма индекса реального ВРП для конкретного момента времени к показателям был применен фильтр Ходрика-Прескотта с параметром $\lambda = 100$.

Были проанализированы модели с количеством классов от 1 до 5. Выбор между моделями осуществлялся на основе байесовского информационного критерия (BIC).

Выбрана спецификация с тремя классами: в первый класс с наименьшим (по абсолютному значению) коэффициентом Оукена, входят 26 регионов; во второй с оценкой коэффициента $-0,09$ входят 16 регионов (также следует отметить высокую дисперсию оценки относительно других классов); в третий с коэффициентом $-0,162$ входят 33 региона.

Обычно в литературе предполагают, что гетерогенность может быть обусловлена, например, следующими факторами: доля промышленного сектора, расходы на НИОКР, уровень зарплат, объем неформального сектора, уровень образования в регионе, доля молодежи, доля занятых на неполный рабочий день, объем строительного и государственного сектора.

Таким образом, с использованием модели скрытых классов был проведен анализ гетерогенности чувствительности безработицы в ВРП, в ходе которого были выявлены регионы, которые наиболее остро реагируют на кризисы (класс 3). Полученные результаты исследования могут быть использованы в разработке экономической политики и мер государственной поддержки во время кризисов, что особенно актуально в настоящее время. Также выявленные особенности регионов можно учитывать в дальнейших исследованиях.

Литература

- Ахундова О.В., Коровкин А.Г., Королев И.Б.* Взаимосвязь динамики ВВП и безработицы: теоретический и практический аспект // Научные труды: Институт народнохозяйственного прогнозирования РАН. 2005. № 3. С. 471-497.
- Блинова Т.В., Русановский В.А., Марков В. А.* Оценка влияния экономических колебаний на уровень безработицы в регионах России на основе модели Оукена // Проблемы прогнозирования. 2021. №1. С.152-162. doi: <https://doi.org/10.47711/0868-6351-184-152-163>.
- Вакуленко Е.С.* Анализ связи между региональными рынками труда в России с использованием модели Оукена // Прикладная эконометрика. 2015. Т. 40. № 4. С. 28-48.
- Вакуленко Е.С., Гурвич Е.Т.* Взаимосвязь ВВП, безработицы и занятости: углубленный анализ закона Оукена для России // Вопросы экономики. 2015. № 3. С. 5-27. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2015-3-5-27>.
- Казакова М.В.* Закон Оукена: теоретические основы и оценки для России // Экономическое развитие России. 2017. №11. С. 27-36.

- Apergis N., Rezitis A.* An Examination of Okun's Law: Evidence from Regional Areas in Greece // *Applied Economics*. 2003. Vol 35 №10. P. 1147-1151. <https://doi.org/10.1080/0003684032000066787>.
- Ball L., Jalles J., Loungani P.* Does One Law Fit All? Cross-Country Evidence on Okun's Law // *Open Economies Review*. 2019. Vol. 30. P. 841-874. doi: <https://doi.org/10.1007/s11079-019-09549-3>.
- Binet M., Facchini F.* Okun's law in the French regions: A cross-regional comparison // *Economics Bulletin*. 2013. Vol. 33 №1. P. 420-433.
- Maza, A.* Regional Differences in Okun's Law and Explanatory Factors: Some Insights from Europe // *International Regional Science Review*. 2022. Vol. 45 № 5 P. 555-580. <https://doi.org/10.1177/01600176221082309>.
- Okun A. M.* Potential GNP: its measurement and significance. // *Proceedings of the Business and Economic Statistics Section of the American Statistical Association*. 1962. reprinted in Cowles Foundation, Yale University
- Palombi S., Perman R., and Tavéra C.* Commuting effects in Okun's Law among British areas: Evidence from spatial panel econometrics // *Papers in Regional Science*. 2017. №96. P. 191-209. <https://doi.org/10.1111/pirs.12166>.
- Villaverde J., Maza A.* Okun's law in the Spanish regions // *Economics Bulletin*. 2007. Vol. 18 № 5. P. 1-11.

**ЗАДАЧА ОПТИМАЛЬНОГО ПРЕДОСТАВЛЕНИЯ ЛИКВИДНОСТИ
НА РЫНКАХ ДЕЦЕНТРАЛИЗОВАННЫХ ФИНАНСОВ
С КОНЦЕНТРИРОВАННОЙ ЛИКВИДНОСТЬЮ**

Савин А.Л. (Москва)

В современном мире все большую популярность и вес в экономике набирают финансовые технологии, основанные на использовании концепции распределенного реестра, а именно – блокчейна. В частности, в 2021 в Российском законодательстве появилось понятие цифрового финансового актива (ЦФА), что еще сильнее мотивирует к изучению с научной, а в частности, с микроструктурной точки зрения, децентрализованных финансовых рынков.

Устройство финансовых рынков, реализованных на базе блокчейна, имеет характерные особенности, вызванные необходимостью наличия существенных вычислительных мощностей для верификации осуществляемых транзакций. В связи с этим, конструкция любой торговой площадки, для обмена финансовыми инструментами (биржи) на базе блокчейна существенно отличается от устройства централизованных бирж, предназначенных для обмена активов в традиционной финансовой системе.

Классический механизм сопоставления заявок на покупку и продажу на бирже, построенной по принципу центральной книги лимитных заявок, имеет ряд особенностей, существенно усложняющих реализацию такого алгоритма на децентрализованных рынках. Для верификации любой крупной сделки в случае книги заявок требуется большое количество вычислительных ресурсов. В связи с ограниченностью доступных вычислительных мощностей у большинства децентрализованных финансовых институтов, в децентрализованной финансовой системе господствует другая технология предоставления ликвидности, а именно – алгоритм автоматического маркет-мейкинга.

Алгоритм автоматического предоставления ликвидности позволяет обеспечить технологию ценообразования для обмена пары активов друг на друга. На децентрализованных биржах, лица, имеющие активы (провайдеры ликвидности), предоставляют свои активы бирже, а взамен, получают комиссии от биржи, за совершение трейдерами обменных операций с использованием предоставленных провайдерами активов. Текущий обменный курс определяется с помощью детерминированной функции, зависящей от предложения обоих видов активов, и, возможно, прочих параметров. Впервые формальная концепция автоматического маркет-мейкинга появилась в контексте моделирования рынка ставок на различные события в (Hanson, 2003). В данной работе рассматривается специальный класс функций автоматического маркет-мейкинга, а именно функции, обеспечивающие наличие условия концентрированной ликвидности.

Условие концентрированной ликвидности позволяет обеспечить возможность указания диапазона обменного курса, внутри которого, лицо, предоставляющее активы на децентрализованную биржу, разрешает обмен своих активов друг на друга. Вне диапазона активы провайдера ликвидности не доступны к обмену. Наличие концентрированной ликвидности значительно увеличивает рентабельность процедуры предоставления ликвидности для провайдера (Cartea, Drissi, Monga, 2022).

На сколько известно автору, первые попытки математического моделирования процесса предоставления ликвидности на децентрализованных биржах с концентрированной ликвидностью в рамках финансовой математики и стохастического моделирования были произведены в (Cartea, Drissi, Monga, 2022). Далее, та же группа авторов, в (Cartea, Drissi, Monga, 2022) поставила задачу оптимального предоставления ликвидности в динамическом случае, а именно в предположении, что провайдер непрерывно меняет диапазон предоставления ликвидности. Однако, в прикладном смысле, гораздо реалистичнее статический случай предоставления ликвидности, а именно, ситуация, при которой провайдер ликвидности выбирает диапазон обменного курса, в который он желает разместить имеющиеся активы, а затем находится в выбранной позиции продолжительное время.

В предлагаемой работе автором ставится задача статического предоставления ликвидности на децентрализованной бирже с концентрированной ликвидностью,

формулируется математическая модель позиции провайдера ликвидности и исследуются оптимальные свойства процесса предоставления ликвидности. Используя стохастическую модель геометрического броуновского движения для процесса обменного курса, автором получен ряд утверждений и теорем, иллюстрирующих оптимальные свойства сформулированной задачи.

Полученные автором результаты могут быть приложены для создания производных финансовых инструментов на ликвидность, предоставленную децентрализованной бирже провайдером, а также для создания стратегий предоставления ликвидности на реальных децентрализованных рынках институциональными инвесторами.

Литература

Hanson R. Combinatorial Information Market Design. *Information Systems Frontiers*, 2003. 107-119.

Cartea 'A., Drissi F., Monga M. Decentralised finance and automated market making: execution and speculation. SSRN 414473, 2022.

Cartea 'A., Drissi F., Monga M. Decentralised finance and automated market making: predictable loss and optimal liquidity provision. SSRN 4273989, 2022.

СВЯЗЬ УРОВНЯ БЛАГОСОСТОЯНИЯ НАСЕЛЕНИЯ С КОМПЛЕКСОМ ФАКТОРОВ: ПО РАЗВИТИЮ ИНФРАСТРУКТУРЫ, ЦИФРОВИЗАЦИИ И ДР.

Степанов В.С. (Москва)

Цифровая экономика является важнейшим трендом экономического развития стран мира, а также – России, её регионов (Голицына, 2021; Левченко и др., 2020). В качестве мер оцифровки экономики ранее предлагались различные показатели; см., например, (Акбердина и др., 2023). Среди них – индекс “Цифровая Россия” (ЦР) и индекс “оцифровки организаций”, работающих в регионе (Сколково, 2018; Дубинина, 2024). В моделях регрессии из работ (Степанов и др., 2022; Степанов, 2023) оказалось, что в список значимых объясняющих факторных переменных часто входили индекс ЦР и мера развития дорожно-транспортной инфраструктуры (Степанов, 2021). В качестве зависимой переменной в этих моделях использовалась агрегированная переменная – или интегральный индикатор (ИИ), – как одна из возможных мер уровня благосостояния населения (УБН). Этот ИИ, как и мера по инфраструктуре, строились по (Айвазян, 2012).

В перечисленных статьях разрабатывался важнейший посыл из этой монографии: с помощью эконометрического анализа выявить и оценить связи между индикаторами качества жизни (в частности – ИИ УБН) и прямыми или косвенными характеристиками проводимой социально-экономической политики, а также – развития институтов.

Далее, сначала немного детализируем то, что изложено выше. Для создания индикатора УБН использовались почти те же показатели, которые вошли в аналогичный индикатор из (Степанов, 2021), включая ИИ по благоустройству жилфонда (рис. 1).

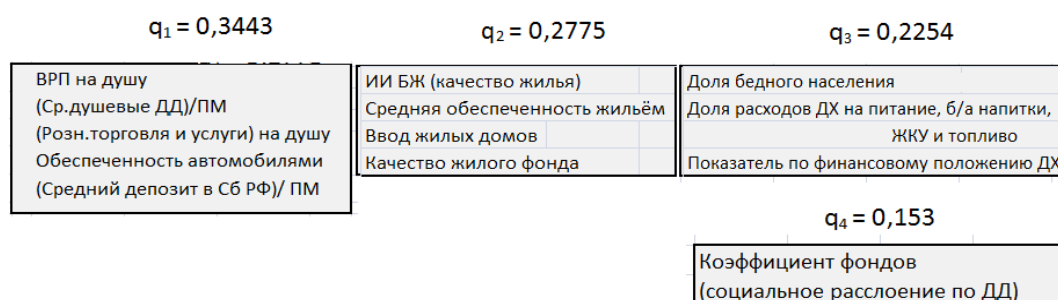


Рис. 1. Список из 13 переменных УБН и полученная группировка в 4 блока

Затем они, после предварительной унификации – через отображение каждого на $[0, 10]$, – сворачиваются в агрегированную переменную ИИ УБН по методологии из (Айвазян, 2012). Эта новая переменная также лежит на $[0,10]$. Указанная свёртка реализуется на основе идей компонентного анализа, который почти всегда используется здесь в блочном варианте. В итоге данного этапа работы, исходные переменные оказались сгруппированы в четыре блока (см. рис. 1), причём в один из них вошла лишь единственная переменная x_{13} . Рядом с блоками показаны их численные “веса” q_k , полученные по рекомендациям из (Айвазян, 2012). Далее, на следующем этапе, для каждого наблюдения вычисляется “сводный ИИ” УБН. Это реализуется через расчёт взвешенного расстояния до точки $(10,10,10,10)$ (для идеального региона). В этом расчёте используется четвёрка “блочных ИИ” вместе с набором всех множителей q_k . Каждый из блочных ИИ УБН создавался по модификации ряда формул в методе главных компонент.

При создании агрегированной переменной X_1 , которая описывает развитие транспортной инфраструктуры в регионе, оказалось, что набор из 10 инфраструктурных переменных надо разбивать на 3-4 блока. Каждая первая главная компонента в блоках 1-3 объяснила 64,7%, 64,6% и 71,5% дисперсии. В итоге получились такие веса (рис. 2):

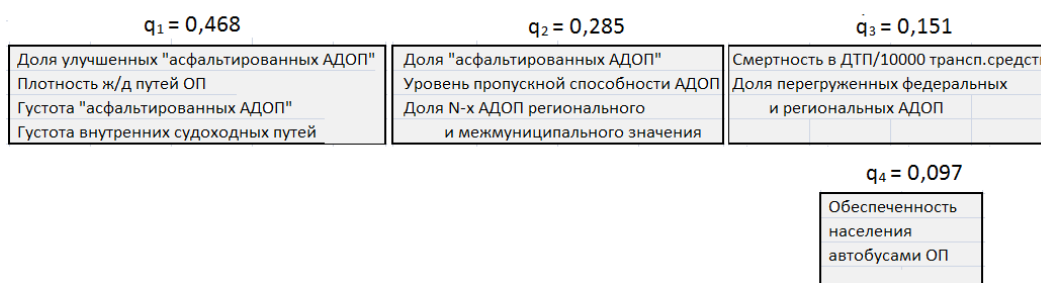


Рис. 2. Переменные по транспортной инфраструктуре и их группировка в 4 блока

В итоге, для этих блоков через веса q_k и созданные блочные ИИ, находился сводный инфраструктурный ИИ. Далее он используется как фактор в моделях регрессии.

Индекс ЦР охватывает широкий набор частных критериев и доступен по 85 регионам РФ в приложении к (Сколково - 2018) за 2017-18 гг. и ещё – для точки посередине. Однако при оценивании упомянутых выше моделей регрессии нами использовались панельные данные за 2015-20 гг. и поэтому имеющиеся пропуски значений для индекса ЦР пришлось экстраполировать. Другим недостатком этого индекса было то, что уровень оцифровки регионов оценивается здесь косвенно, причём на основе экспертных оценок.

Позднее, в (Дубинина, 2024) были предложены другие индексы (1.1), (1.2), которые характеризуют использование информационных технологий в организациях региона. Причём в расчётах индексов здесь используются официальные данные (РР-СЭП, 2016-23).

В нашем сообщении будут изложены результаты для линейных моделей регрессии, содержащих также ряд думми-факторов. Они были получены заменой индекса ЦР в моделях регрессии на показатель оцифровки организаций из (Дубинина, 2024). Также эти модели были развиты для двух вариантов: с $n = 85$ наблюдениями над областями ЦФО за 5 лет и с 11-ю регионами из ПФО за 2015-20 гг., когда $n = 54$. Кроме того, нами использовались пространственные данные за 2018 г. по 63 регионам страны и затем была разработана ещё одна модель регрессии из работы (Степанов, 2021). Здесь вместо индекса ЦР вводился оригинальный показатель оцифровки организаций, построенный на основе рекомендаций из работ (Дубинина, 2024; Акбердина и др., 2023), а также – дополнительный показатель по использованию домохозяйствами широкополосного доступа в сеть Интернет (ИО-2020; РР-СЭП, 2016-23).

Литература

Акбердина В.В., Наумов И.В., Красных С.С. Цифровое пространство регионов Российской Федерации: оценка факторов развития и взаимного влияния на социально-экономический рост // Journal of Applied Economic Research. 2023. Т. 22, № 2. С. 294-322. <https://doi.org/10.15826/vestnik.2023.22.2.013>.

Айвазян С.А. Анализ качества и образа жизни населения: монография. М.: Наука, 2012. 432 с.

Голицына А.Д. Подходы к понятию «цифровая экономика» и методические аспекты её оценки на регионально уровне. // Известия высших учебных заведений. Серия «Экономика, финансы и управление производством». 2021. Т. 3, № 49. С. 12-21. DOI: <https://doi.org/10.6060/ivecofin.2021493.545>.

Дубинина М.Г. Экономико-математические модели диффузии информационно-коммуникационных технологий / Диссертация по специальности 5.2.2. «Математические, стат. и инструм. методы в экономике». М.: ЦЭМИ РАН, 2024. 200 с.

- ИО-2020*. Информационное общество в Российской Федерации. 2020: статистический сборник [Электронный ресурс] / Росстат; НИУ «Высшая школа экономики». М.: НИУ ВШЭ, 2020. ISBN 978-5-7598-2237-0.
- Левченко Т.А., Левченко Д.М.* Анализ уровня и перспектив развития цифровой экономики: российские и глобальные тенденции // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: “Экономика”. 2020. № 4. С. 25-36. <https://doi.org/10.24143/2073-5537-2020-4-25-36>.
- РР-СЭП, 2016-23*. Регионы России. Социально-экономические показатели. Стат.сб. М.: Росстат, 2016-2023 гг.
- Сколково-2018*. Индекс “Цифровая Россия”. URL: <https://www.skolkovo.ru/researches/indeks-cifrovaya-rossiya/>.
- Степанов В.С., Бобков В.Н., Шамаева Е.Ф., Одинцова Е.В.* Построение модели, связывающей индикатор уровня жизни населения с комплексом показателей социально-экономической политики в регионах России // Уровень жизни населения регионов России. 2022. Т. 18, № 4. с.450 DOI: <https://doi.org/10.19181/lsprr.2022.18.4.3>.
- Степанов В.С.* Эконометрическая модель для оценки агрегированной переменной по благосостоянию в регионах Поволжья // Проблемы экономического роста и устойчивого развития территорий: Материалы VIII международной научно-практической интернет- конференции, г. Вологда, 17–19 мая 2023г. : Вологда: ВолНИЦ РАН, 2023. С. 180-184. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=54758918>.
- Степанов В.С.* Индикатор развития дорожно-транспортной инфраструктуры в регионах и его применение для оценки уровня благосостояния // Труды II Гранберговской конференции, посвященной памяти акад. А.Г. Гранберга «Пространственный анализ социально-экономических систем: история и современность» / ИЭ ОПП СО РАН. Новосибирск: СО РАН, 2021. С. 432-445. https://doi.org/10.53954/9785604607893_432.

ПОДХОДЫ К ПРОВЕРКЕ ПАРАЛЛЕЛЬНОГО ТРЕНДА ДЛЯ «РАЗНОСТИ РАЗНОСТЕЙ»: КЕЙС РЕГУЛИРОВАНИЯ ИСЛАМСКИХ БАНКОВ

Стефаненко В.Ю. (Москва)

Метод разности разностей (difference-in-differences, DiD) является одним из ведущих подходов к оценке эффекта воздействия (treatment effect) проводимых политик и внедряемых стандартов регулирования в различных областях экономической и социальной жизни общества. В последние годы интерес к методу возрос, работы по теме можно найти в литературе по исследованиям событий (event studies) или анализу причинно-следственных взаимосвязей (casual inference), более широкое понятие явления (Behncke, 2023; Buerger et al., 2021; Duong, 2022; Fredriksson, Oliveira, 2019; Huntington-

Klein, 2022; Mäkinen, 2021; Marcus, Sant'Anna, 2021; Roth, Sant'Anna, 2023; Ryan et al., 2019; Wing et al., 2018). В российских ведущих научных журналах метод представлен следующими работами (Аистов, Александрова, 2016; Авдашева, Корнеева, 2016; Борщевский, 2024; Казначеев и др., 2017; Киприянов, 2023; Котырло, Булгаков, 2021; Котырло и др., 2021; Лимонов, Несена, 2019; Пеникас, 2021).

Стоит отметить, что в настоящей работе рассматривается «классическая» модель 2x2, в рамках которой оценивается эффект воздействия на «пилотную» группу в сопоставлении с «контрольной» в единые моменты времени «до» и «после» воздействия. Несмотря на достаточное количество появившихся расширений и усложнений модели (Baker et al., 2022; Callaway, Sant'Anna, 2021; de Chaisemartin, d'Haultfoeuille, 2022; Freedman et al., 2023; Roth et al., 2023), такой подход остается широко применяемым исследователями за счет его интуитивно понятного дизайна.

Зачастую, когда речь идет об оценке какой-то политики, мы имеем дело с «пилотной» группой в рамках квази-естественного эксперимента. Та или иная политика точно определяет категорию субъектов и объектов для воздействия, и в данном случае отсутствует возможность рандомизации в эксперименте.

Для нивелирования последствий отсутствия рандомизации выборки метод разности разностей предлагает смотреть не на абсолютные значения анализируемых показателей «пилотной» и «контрольной» групп, а сопоставлять разницу между этими показателями «до» и «после» воздействия. Если существуют ненаблюдаемые переменные, которые влияют на анализируемый показатель между группами, то их влияние как раз может быть зафиксировано *устойчивой разницей* в уровнях этого показателя между «пилотной» и «контрольной» группами. Соответственно, отклонение от этой устойчивой разницы после воздействия будет говорить об эффекте проводимой политики.

Здесь важную роль в состоятельности оценки играет предположение о наличии так называемого «параллельного» или «общего» тренда (parallel/ common trend assumption – далее «РТА»), выраженного в вышеупомянутой устойчивой разнице. С первого взгляда метод разности разностей может показаться достаточно простым в использовании. Однако в большинстве работ, изученных авторами, уделяется очень мало внимания проверке основного предположения о РТА, что может приводить к неверным выводам или к сложности их воспроизведения. Исследователи либо ограничиваются визуальной проверкой, либо отмечают, что тренд подтвердился, без пояснения процедуры проверки. Стоит также заметить, что параллельность тренда не означает линейность. Функциональная форма тренда также может иметь значение, и ожидание ее вида может исходить из экономических или социальных предпосылок.

В этой статье авторы ставят перед собой цели прикладного характера: собрать все доступные способы проверки РТА, полностью описать их процедуру на примере реальных данных, показать возможные сильные и слабые стороны подходов. Мы

используем следующие инструменты:

- визуальная проверка,
- построение «event study plot» (Roth et al., 2023),
- плацебо-тест (Fredriksson, Oliveira, 2019),
- тестовые проверки наличия линейного и нелинейного претренда (Behncke, 2023; Duong, 2022; Mäkinen, 2021; Bilinski, Hatfield, 2018; Dette, Schumann, 2020; Rambachan, Roth, 2023),
- проверка на силу теста (Rambachan, Roth, 2023),
- проверка на чувствительность теста (Roth, 2022).

В рамках работы метод разности разностей применяется для оценки реакции инвесторов на введение стандарта регулирования достаточности капитала исламских банков в мире в 2013 году. Тема является актуальной для России.

В прошлом году Банк России инициировал эксперимент по партнерскому (исламскому) финансированию (Собрание законодательства Российской Федерации, 2023). Эксперимент будет проводится на территории Башкортостана, Татарстана, Чечни и Дагестана в течение ближайших двух лет. Выводы статьи внесут свой вклад в обсуждение темы возможного регулирования российских организаций, участвующих в партнерском финансировании.

За прокси настроений инвесторов берется показатель отношения доходности к риску (зависимая переменная). В качестве контрольных переменных включаются показатели норматива достаточности капитала (CAR), рентабельности собственного капитала (ROE) и отношения просроченных кредитов к величине кредитного портфеля (NPL/TL).

В целях исследования взяты данные по крупнейшим листинговым банкам региона Совета сотрудничества арабских государств Персидского залива и Южной/Юго-Восточной Азии, доступные в базе S&P Capital IQ. Для увеличения выборки в исследование также включены банки из стран соседних регионов - Индии, Сингапура, Австралии. Всего рассматриваются 72 банка из 11 стран за период 2006-2020 годов.

В «пилотную» группу включены исламские банки. Статус исламского банка подтверждался присутствием в списке (The Asian Banker, 2020), информацией в базе данных S&P Capital IQ и с официальных сайтов банков. Банки, оказывающие как исламские, так и традиционные финансовые услуги, вместе с традиционными банками вошли в «контрольную» группу в силу того, что в базе данных S&P Capital IQ нет возможности выделить финансовые показатели только по одному направлению деятельности банка.

В рамках «классической» вариации метода разности разностей, эффект воздействия оценивается с помощью регрессионных моделей с двухсторонними фиксированными эффектами (Two-Way Fixed Effects, TWFE) – МНК и панельные данные с фиксированными эффектами.

Литература

- Аистов А.В., Александрова Е.А.* Распределенная во времени «разность разностей» на примере оценки отдачи от дополнительного профессионального обучения// Прикладная эконометрика, 2016. Т.43, С.5-28.
- Авдашева С.Б., Корнеева Д.В.* Конкурентная политика на экспортоориентированных рынках: действительно ли компенсирующие меры эффективны? // Экономический журнал ВШЭ, 2016. Т.20, №3, С.442-470.
- Борщевский Г.А.* Влияние преференциальных режимов на развитие макрорегиона Дальнего Востока// Вопросы экономики, 2024. №2, С.103-124
- Казначеев П., Кюрчиски Н., Самойлова Р.* Адаптация к снижению цен на нефть: международные корпорации и сланцевые компании-юниоры// Экономическая политика, 2017. Т.12, №6, С.148-159.
- Киприянов А.* Запрет коротких продаж как средство предотвращения кризисов на фондовом рынке: опыт Европейского союза// Деньги и Кредит, 2023. Т.82, №2, С.78-105.
- Котырло Е.С., Булгаков И.А.* Отцовство, брак и трудовые показатели мужчины// Прикладная эконометрика, 2021. Т. 62, С.125-143.
- Котырло Е.С., Никулина Ю.Н., Зайцев А.А.* Долгосрочный тренд снижения занятости в российском сельском хозяйстве и политика контрсанкций: был ли эффект? // Экономический журнал ВШЭ, 2021. Т.25, №4, С. 515-539.
- Лимонов Л.Э., Несена М.В.* Оценка воздействия государственных инвестиционных программ на показатели социально-экономического развития территорий// Вопросы экономики, 2019. №1, С.109-123.
- Пеникас Г.И.* Оценка эффективности макроprudенциальной политики Банка России по ограничению необеспеченного потребительского кредитования модифицированным методом разность разностей// Финансы и бизнес, 2021. №2, С.3-35.
- Федеральный закон от 4 августа 2023 г. n 417-ФЗ "О проведении эксперимента по установлению специального регулирования в целях создания необходимых условий для осуществления деятельности по партнерскому финансированию в отдельных субъектах Российской Федерации и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации"// Собрание законодательства РФ <http://pravo.gov.ru/proxy/ips/?docbody=&firstDoc=1&lastDoc=1&nd=605786825>. Свободный доступ; открыто 21 сент. 2023.
- Baker A.C., Larcker D.F., Wang C.C.Y.* How much should we trust staggered difference-in-differences estimates? // Journal of Financial Economics, 2022. Vol. 144, Issue 2, pp. 370-395. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2022.01.004>, restricted access.
- Behncke S.* Effects of macroprudential policies on bank lending and credit risks// Journal of Financial Services Research, 2023. No. 63, pp. 175-199. <https://doi.org/10.1007/s10693-022-00378-z>, restricted access.

- Bilinski A., Hatfield L.A.* Seeking evidence of absence: Reconsidering tests of model assumptions. 2018. arXiv:1805.03273[Stat].
- Buerger C., Sandel R.M., Reitano V., Lofton M.L., Jones P.* Extending differences-in-differences frameworks to Granger equations: evidence from cutback management during three recessions// *International Journal of Public Sector Management*, 2021. Vol. 34, Issue 6, pp. 688-705. <https://doi.org/10.1108/IJPSM-09-2020-0257>, restricted access.
- Callaway B., Sant'Anna P. H. C.* Difference-in-Differences with multiple time periods// *Journal of Econometrics*, 2021. Vol. 225, Issue 2, pp. 200-230. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2020.12.001>, restricted access.
- de Chaisemartin C., d'Haultfoeuille X.* Two-Way Fixed Effects and Differences-in-Differences with Heterogeneous Treatment Effects: A Survey // NBER working paper series, 2022. No 29691. <http://www.nber.org/papers/w29691>.
- Dette H., Schumann M.* Difference-in-Differences Estimation Under Non-ParallelTrends. Working Paper 2020.
- Duong T. H.* Inflation targeting and economic performance over the crisis: evidence from emerging market economies// *Asian Journal of Economics and Banking*, 2022. Vol. 6 No. 3, pp. 337-352 <https://doi.org/10.1108/AJEB-05-2021-0054>, restricted access.
- Freedman S. M., Hollingsworth A., Simon K.I., Wing C., Yozwiak M.* Designing difference in difference studies with staggered treatment adoption: key concepts and practical guidelines// NBER working paper series, 2023. No. 31842. <http://www.nber.org/papers/w31842>.
- Fredriksson A., Oliveira, G.M.d.* Impact evaluation using Difference-in-Differences// *RAUSP Management Journal*, 2019. Vol. 54 No. 4, pp. 519-532. <https://doi.org/10.1108/RAUSP-05-2019-0112>, restricted access.
- Huntington-Klein N.* *The Effect: An Introduction to Research Design and Causality*. Chapman & Hall, 2022. P. 646 <https://theeffectbook.net/index.html>, free access.
- Mäkinen M.* Does a financial crisis change a bank's exposure to risk? A difference-in-differences approach// *BOFIT Discussion Papers*. Bank of Finland, 2021. No. 8/2021. <http://urn.fi/URN:NBN:fi:bof-202105281264>, free access.
- Marcus M., Sant'Anna P. H. C.* The Role of Parallel Trends in Event Study Settings: An Application to Environmental Economics// *Journal of the Association of Environmental and Resource Economists*, 2021. Vol. 8, No. 2, pp. <https://doi.org/10.1086/711509>.
- Rambachan A., Roth J.* A more credible approach to parallel trends// *Review of Economic Studies*, 2023. Vol. 90, Issue 5, pp.2555-2591. <https://doi.org/10.1093/restud/rdad018>, restricted access.
- Roth J.* Pretest with Caution: Event-Study Estimates after Testing for Parallel Trends// *American Economic Review: Insights*, 2022. Vol. 4, Issue 3, pp. 305-322.

<https://doi.org/10.1257/aeri.20210236>, restricted access.

Roth J., Sant'Anna P.H.C. When Is Parallel Trends Sensitive to Functional Form? // *Econometrica*, 2023. Vol. 91, Issue 2, pp. 737-747. <https://doi.org/10.3982/ECTA19402>.

Roth J., Sant'Anna P.H.C., Bilinski A., Poe J. What's trending in difference-in-differences? A synthesis of the recent econometrics literature// *Journal of Econometrics*. 2023. Vol. 235, Issue 2, pp. 2218-2244. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2023.03.008>, restricted access.

Ryan A.M., Kontopantelis E., Linden A., Burgess J.F. Now trending: Coping with non-parallel trends in difference-in-differences analysis// *Statistical Methods in Medical Research*, 2019. Vol.28, Issue 12, pp.3697-3711. <https://doi.org/10.1177/0962280218814570>, restricted access.

The Asian Banker. The largest banks rankings. retrieved from the Asian banker. 2020. <https://www.theasianbanker.com/ab500/2018-2019/largest-islamic-banks>, free access.

Wing C., Simon K., Bello-Gomez R.A. Designing difference in difference studies: best practices for public health policy research// *Annual Review of Public Health*, 2018. Vol. 39, pp. 453-469. <https://doi.org/10.1146/annurev-publhealth-040617-013507>, restricted access.

ДЕТЕРМИНАНТЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НАСЕЛЕНИЕМ ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ НА ФИНАНСОВОМ РЫНКЕ¹

Трегубова А.А., Синявская Т.Г. (Ростов-на-Дону)

В последние годы роль цифровых технологий на финансовом рынке заметно выросла. Помимо общей тенденции к повышению уровня цифровизации, значительную роль сыграла пандемия COVID-19, активизировавшая переход многих процессов в онлайн-формат. Население все шире использует онлайн-банкинг и других цифровые возможности для решения большого круга своих финансовых задач. Очевидно, что использование цифровых технологий повышает доступность финансовых услуг для населения и обладает большим количеством преимуществ, включая удобство и скорость использования. Однако процесс цифровой трансформации сопровождается и ростом связанных с ним рисков. Исследование активности и рисков использования населением цифровых технологий в финансовой сфере является, таким образом, актуальной задачей. Влияние цифровизации на риски финансовой сферы, а также уровни и цели управления этими рисками представлены в работах (Марамыгина и др., 2019; Халина, Черновой, 2018).

Основное авторское предположение связано с тем, что повышение масштабов использования цифровых технологий на финансовом рынке детерминирует рост связанных с ними рисков, поэтому оценка активности применения онлайн-технологий

¹ Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-28-00590, <https://rscf.ru/project/23-28-00590/>.

дает возможность получить представление о возрастании рисков, а также сформировать представление о группе наибольшего риска.

Информационным источником исследования выступают данные репрезентативного Выборочного федерального статистического наблюдения по вопросам использования населением информационных технологий и информационно-телекоммуникационных сетей¹ за 2022 год. Единицами (объектами) наблюдения выступили частные домашние хозяйства и лица в возрасте от 15 лет и старше – члены этих домашних хозяйств.

С целью оценки рисков для национальной финансовой стабильности, связанных с взаимодействием населения и цифровых технологий, предложено использовать модели логистической регрессии следующей спецификации:

- Модель 1 – зависимая переменная «Использован Интернет за последние 3 месяца для осуществления банковских операций» (1 – да, 0 – нет);
- Модель 2 – зависимая переменная «Приобретены через Интернет банковские продукты или услуги за последние 12 месяцев» (1 – да; 0 – нет).

К банковским операциям согласно анкете, предлагаемой для заполнения респондентам, отнесены денежные переводы, платежи, просмотр информации о счете через личный кабинет и другое, за исключением операций в рамках услуг страхования, операций с акциями и иными ценными бумагами. К банковским продуктам или услугам отнесены, соответственно, банковские услуги, кредиты, вклады, услуги страхования, операции с акциями и иными ценными бумагами и т.п.

В качестве факторов, оказывающих воздействие на вероятность активности населения на финансовом рынке с применением цифровых технологий, использованы следующие характеристики респондентов: пол; возраст (пятилетние возрастные группы); уровень образования (выделено четыре укрупненных группы); экономическая активность (занятые и безработные или не входящие в состав рабочей силы); тип поселения (городское и сельское); федеральный округ.

Результаты оценивания логистической регрессии представлены в таблице 1. Оцененные модели значимы на высоком уровне значимости.

Таким образом, все факторы оказывают значимое влияние и практически одинаковое влияние на использование интернета для осуществления банковских операций и приобретение банковских продуктов и услуг. Группу наиболее активных пользователей цифровых банковских технологий составляют женщины с высшим (и выше) образованием, проживающие в городе, занятые, возрастом от 20 до 24 лет, проживающие в Южном федеральном округе (для осуществления банковских операций) и Приволжском федеральном округе (для приобретения банковских продуктов и услуг). Полученный результат дает возможность определить группу населения, повышение финансовой

¹ Росстат. – URL: https://rosstat.gov.ru/free_doc/new_site/business/it/ikt22/index.html (дата обращения 26.02.2024).

грамотности которых позволит эффективно управлять рисками, неизбежно растущими в процессе цифровой трансформации.

Таблица 1 – Результаты оценивания бинарной логистической регрессии

Переменная	Модель 1			Модель 2		
	Коэффициент В	Exp (В)	Стандартная ошибка	Коэффициент В	Exp (В)	Стандартная ошибка
Уровень образования (нет основного общего)						
Основное и среднее общее	1,190***	3,289	0,049	1,025***	2,787	0,122
Среднее профессиональное	1,520***	4,572	0,050	1,257***	3,514	0,124
Высшее и выше	1,986***	7,285	0,051	1,644***	5,177	0,124
Типа поселения (сельское)						
Городское поселение	0,484***	1,622	0,012	0,806***	2,238	0,022
Пол (женщина)						
Мужчина	-0,214***	0,808	0,012	-0,082***	0,922	0,018
Экономическая активность (безработные и не входящие в состав рабочей силы)						
Занятые	0,568***	1,765	0,016	0,319***	1,376	0,028
Федеральный округ (Центральный федеральный округ)						
Северо-Западный федеральный округ	0,024	1,024	0,020	0,026	1,026	0,030
Приволжский федеральный округ	0,103***	1,108	0,017	0,070***	1,072	0,026
Уральский федеральный округ	-0,059**	0,942	0,024	-0,064*	0,938	0,036
Северо-Кавказский федеральный округ	-0,095***	0,909	0,028	-0,080*	0,923	0,044
Южный федеральный округ	0,419***	1,520	0,022	0,024	1,024	0,032
Сибирский федеральный округ	0,385***	1,469	0,020	-0,539***	0,583	0,035
Дальневосточный федеральный округ	0,178***	1,195	0,022	-0,284***	0,753	0,036
Возрастная группа (15-19 лет)						
Возраст 20 - 24 лет	0,425***	1,529	0,030	0,432***	1,541	0,051
Возраст 25 - 29 лет	0,135***	1,144	0,034	0,428***	1,534	0,055
Возраст 30 - 34 лет	0,166***	1,181	0,032	0,435***	1,544	0,053
Возраст 35 - 39 лет	0,106***	1,112	0,031	0,374***	1,454	0,052
Возраст 40 - 44 лет	0,062**	1,064	0,030	0,338***	1,402	0,052
Возраст 45 - 49 лет	-0,057*	0,944	0,030	0,254***	1,290	0,052
Возраст 50 - 54 лет	-0,190***	0,827	0,031	0,068	1,071	0,054
Возраст 55 - 59 лет	-0,331***	0,718	0,030	-0,131**	0,877	0,055
Возраст 60 - 64 лет	-0,701***	0,496	0,028	-0,514***	0,598	0,055
Возраст 65 - 69 лет	-1,150***	0,317	0,029	-0,919***	0,399	0,061
Возраст 70 - 74 лет	-1,957***	0,141	0,035	-1,709***	0,181	0,086
Возраст 75 -79 лет	-2,679***	0,069	0,061	-2,474***	0,084	0,172
Возраст 80 лет и старше	-3,981***	0,019	0,101	-3,129***	0,044	0,222
Константа	-1,801***	0,165	0,049	-4,156***	0,016	0,122
-2 Log-правдоподобие	176265,65***			89891,95***		
R-квадрат Кокса и Снелла	0,216			0,064		
R-квадрат Нэйджелкерка	0,288			0,133		
Число наблюдений	154381					

***, **, * - значим на 1%, 5%, 10% уровне значимости

В скобках указаны эталонные категории

Литература

- Марамыгин М.С., Чернова Г.В., Решетникова Л.Г.* Цифровая трансформация российского рынка финансовых услуг: тенденции и особенности // *Управленец*. 2019. Т. 10. №3. С. 70-82. DOI: 10.29141/2218-5003-2019-10-3-7.
- Халин В.Г., Чернова Г.В.* Цифровизация и ее влияние на российскую экономику и общество: преимущества, вызовы, угрозы и риски // *Управленческое консультирование*. 2018. № 10(118). С. 46-62.

АНАЛИЗ СОЦИАЛЬНОГО КАПИТАЛА РЕГИОНОВ РОССИИ С УЧЕТОМ ПРОСТРАНСТВЕННЫХ ВЗАИМОДЕЙСТВИЙ

Трофимова Н.А. (Москва)

Социальный капитал играет существенную роль в региональном развитии. Чаще всего он определяется как сеть отношений между людьми, которые взаимодействуя, обеспечивают обществу эффективное функционирование (Трофимова, 2016). Социальный капитал может рассматриваться как многоуровневая система от уровня отдельного индивида до уровня страны (Трофимова, 2018). Функционирование социальных групп системы строится на основе доверия, взаимосвязи и сотрудничества, общем понимании норм и ценностей. В экономическом смысле социальный капитал представляет собой средство снижения транзакционных издержек, что приводит к росту инвестиций в физический капитал, внедрению инноваций, повышению эффективности управления, улучшению качества жизни населения и снижению социальной напряженности (Трофимова, 2018).

Цель работы - анализ социального капитала региона с учетом пространственного взаимодействия регионов России и определение факторов, которые могут служить индикаторами социального капитала.

Классическая теория в области региональной экономики говорит о существовании различных барьеров – географических, культурных, политических, экономических и административных, т.е. региональное пространство не является непрерывным. Следовательно, любой экономический фактор, в том числе и социальный капитал, непрерывно меняется с изменением расстояния – линейно или нелинейно.

Результаты деятельности: реального, финансового, социального и человеческого капиталов имеют тенденцию концентрироваться в пространстве. Внутри таких агломераций и между ними возникают сети для распределения и обмена ресурсами. Значительная часть этих сетей составляет социальный капитал.

Важно отметить, что социальный капитал обладает свойствами сближения и установления связей, Для оценки свойства сближения социального капитала могут использоваться такие показатели, как доля жителей-членов различных организаций,

количество библиотек или других общественных центров на душу населения, число некоммерческих организаций на душу населения. Для оценки свойства установления связей социального капитала в международных исследованиях используются показатели, характеризующие отношения между местными, региональными и федеральными органами власти, уровень политических связей и активности. Кроме того, можно выделить такие показатели, как количество муниципальных государственных служащих на душу населения, число полицейских на душу населения, процент голосов, отданных партии власти на выборах во время последних выборов. Эти показатели показывают, насколько каждое сообщество имеет влияние на правящую партию и насколько избранные должностные лица национального уровня могут захотеть обслужить это сообщество в будущем

Как уже отмечалось, при анализе динамики макроэкономических показателей регионов часто встает вопрос о влиянии этих показателей в пространственном аспекте. Ответ на этот вопрос дает пространственная эконометрика. Основы пространственной эконометрики заложили (Paelinck, Klaasen, 1979). За последние тридцать лет пространственная эконометрика получила дальнейшее развитие. За рубежом этими вопросами занимались LeSage, Пейс, 2009; Гриффит, 2011; Kelejian, Пирас, 2017 и др. В России Луговой и др., 2007; Балаш, 2011; Беляева, 2012; Демидова, 2014 и др. Число публикаций увеличилось после появления новых вычислительных средств, например в средах MATLAB, STATA и т.д.

Пространственные регрессионные модели можно разделить на пространственные авторегрессионные модели первого порядка FAR, смешанные пространственные авторегрессионные модели SAR, модели с пространственной ошибкой SEM. В нашем случае использовалась модель SAR, которая представляет собой расширенный вариант простой авторегрессионной модели с добавлением матрицы объясняющих переменных (Трофимова, 2022). Модель имеет вид:

$Y = \rho WY + XB + \xi$, где Y - вектор зависимой переменной, X - матрица объясняющих переменных, W - пространственная матрица весов, B - вектор оцениваемых коэффициентов при факторах, ξ - вектор нормально распределенного шума, ρ - параметр, отвечающий за силу пространственной зависимости.

В качестве данных, характеризующих региональный социальный капитал, были выбраны плотность социальных сетей (определяется как отношение прямых связей в сети к общему количеству связей), отношение числа общественных организаций в регионе к общему числу организаций, рост ВРП за год %. Кроме того, рассматривались факторы: доля городского населения в регионе, плотность населения, ВРП на душу населения. Все факторы разбиты на две части, соответствующие западным и восточным регионам.

Расчеты проводились для 2000 – 2018 гг. по 75 регионам России. Следуя традиции многих исследователей, все регионы были разделены на западные и восточные, которые включают соответственно 52 и 23 региона. Такое разбиение характерно для Германии и

России. Реже разбиение проводят на северные и южные регионы. Например, Италия, в которой традиционно регионы делятся на южные и северные.

В работе использовалась взвешенная матрица весов W , построенная по правилам граничной матрицы. Матрица весов W имеет блочную структуру. Каждый из блоков характеризует влияние регионов как западных, так и восточных, друг на друга. Пространственный лаг зависимых переменных WY также разделялся на четыре части, соответственно показатель ρ , характеризующий пространственные эффекты, также используется в четырех градациях.

Для анализа пространственных эффектов чаще всего применяются тесты Морана, Вальда, Гетиса и Орда и др. В нашем случае для исследования пространственных эффектов использовались индексы Морана, которые рассчитывались для каждого года по всем выбранным регионам России, а также отдельно для западных и восточных регионов России.

Для оценки выбранных моделей обычно используется метод максимального правдоподобия совместно с МНК (Anselin, 1988). В работе использовался метод Ареллано – Бонда, который позволяет решить проблему коррелированности объясняющих факторов.

Результаты, полученные с помощью модели SAR, имеют более высокую статистическую значимость, чем результаты модели сквозной регрессии. Положительная оценка коэффициентов пространственных лагов для западных регионов свидетельствует о положительном влиянии факторов социального капитала в этих регионах. Положительная оценка коэффициентов пространственных лагов, характеризующих влияние западных регионов на восточные, свидетельствует о распространении влияния регионального социального капитала с запада на восток. Оценка коэффициентов пространственных лагов, характеризующих влияние восточных регионов на восточные регионы, показала неустойчивость в тенденциях и требует дальнейшего исследования.

Литература

Трофимова Н.А. Применение пространственных моделей при оценке влияния регионального социального капитала. Применение многомерного статистического анализа в экономике и оценке качества // XII Международная научная конференция им. С. А. Айвазяна. Труды конференции. Отв. ред. В.С. Мхитарян. Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики» – М.: Изд. дом Высшей школы экономики, 2022.

Трофимова Н.А. Экономическая роль социального капитала в эффективной деятельности многоуровневых экономических систем // Искусственные общества. 2018. Т. 13, выпуск 4. [Электронный ресурс].

- Трофимова Н.А.* Роль экономических и социальных факторов в эффективной деятельности фирм// В книге: Системное моделирование социально-экономических процессов. Международная научная школа-семинар имени академика С.С. Шаталина. Труды школы-семинара 30 сентября - 6 октября 2016 г., г. Санкт-Петербург. С. 267-271.
- Anselin L.* Spatial Econometrics Methods and Models. Dordrecht Kluwer Academic Publishers. 1988.
- Paelinck, J., Klaassen, L.* Spatial econometrics. Saxon House. 1979.

МОДЕЛИРОВАНИЕ РЕАКЦИИ ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА НА ЖЕСТКОСТЬ САНКЦИЙ ПРИ ПОМОЩИ КРИВОЙ «ДОЗА-ЭФФЕКТ» ПО РОССИЙСКИМ РЕГИОНАМ¹

Уразбаева А.Р. (Москва)

2022 год стал серьезным вызовом для российской экономики. Согласно данным (Castellum AI, 2023), до февраля 2022 года в отношении российских физических и юридических лиц было введено 2 695 санкций, а после – 13 263. Влияние санкций распространяется на всех экономических агентов, включая микро-, малые и средние предприятия (ММСП). Важно отметить, что, хотя санкции вводятся в отношении конкретных физических и юридических лиц, их последствия ощущаются во всей экономике. Несмотря на принятие федеральных мер по развитию ММСП и работу региональных институтов развития, ММСП не получают достаточной поддержки (Likhacheva, 2019). Поддерживаемые государством стратегии импортозамещения и локализации, финансируемые из федерального бюджета, не могут в должной мере удовлетворить потребности малых и средних предприятий, работающих вне военно-промышленного комплекса и экспортного сектора экономики (Likhacheva, 2019). В связи с высокой неоднородностью регионов Российской Федерации и наличием пространственных эффектов между ними (Demidova, 2015), мы предполагаем, что влияние санкций на ММСП будет различным в разных регионах. Поэтому целью данного исследования является эмпирический анализ влияния экзогенных шоков на микро-, малые и средние предприятия в российских регионах на примере санкций 2022 года. Проверяются три гипотезы, основанные на анализе литературы.

Гипотеза 1. Санкции препятствуют росту количества ММСП в российских регионах.

Гипотеза 2. Количество наложенных санкций определяет величину изменения числа субъектов ММСП.

Гипотеза 3. Эффект санкций различен для микро-, малых и средних предприятий.

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект «Моделирование влияния экзогенных шоков на малые и средние предприятия и домохозяйства в России: региональный аспект» № 24-28-01227.

Для оценки эффекта воздействия в рассматриваемых регионах мы будем использовать функцию «доза-эффект» (dose-response function). Этот метод позволяет оценить эффект при непрерывном воздействии, включая воздействие различной силы. В ситуации, когда начало и конец определенного воздействия не являются одновременными для всех регионов, этот подход также позволяет получить оценки эффектов. Расчет индексов «доза-эффект» является подходящим подходом для региональных данных. Например, (Dominici и др., 2002) оценили зависимость «доза-эффект» для определения относительных показателей смертности, связанных с содержанием твердых частиц в воздухе, используя данные по 88 крупным городам США. Аналогичным образом, (Goodkind, Coggins, Marshall, 2014) построили пространственную модель «доза-эффект» для изучения политики, направленной на снижение концентрации мелких твердых частиц в окружающей среде. Авторы работы (Filipetti, Cerulli, 2018) проанализировали влияние региональной автономии на эффективность государственных услуг, используя подход «доза-эффект». Однако свидетельств использования подхода «доза-эффект» с пространственными характеристиками в экономике не было обнаружено.

Настоящее исследование основано на уникальных данных. Мы собрали первичные данные о санкциях, наложенных на субъекты Российской Федерации, и создали базу данных по показателям санкционного давления на домохозяйства и МСП в регионах России с 2014 по 2022 год (Войтенков, Уразбаева, Демидова, 2024). Используя эту базу данных и данные (Федеральная налоговая служба, 2023), мы сформировали базу данных основных показателей эффективности МСП и санкций в российских регионах. Панель сбалансирована, единицей наблюдения является регион, а единицей времени – квартал с I января 2019 года по 31 декабря 2023 года.

Мы ожидаем, что наши результаты внесут вклад в литературу о влиянии санкций на бизнес. Рассматривая последствия санкционных вызовов 2014–2015 гг. в России, (Likhacheva, 2019) находит свидетельства того, что поддерживаемые государством и финансируемые из федерального бюджета стратегии импортозамещения и локализации не учитывали потребности МСП, работающих вне военно-промышленного комплекса и экспортного сектора экономики. В результате ММСП не только страдали от ограничений на рынке капитала, но и не получали достаточной поддержки, даже несмотря на принятие ряда федеральных мер по развитию ММСП и региональных институтов развития. Исследование, проведенное (Golikova, Kuznetsov, 2017) показывает, что санкции могут оказывать значимое влияние не только на объект санкционного давления, но и на всю совокупность фирм, участвующих во внешней торговле. В этом контексте малые и средние предприятия подвержены меньшим рискам, поскольку они работают, в основном, на местных рынках и в меньшей степени вовлечены в международную торговлю. Авторы (Golikova, Kuznetsov, 2017) утверждают, что влияние санкций на перспективы российского обрабатывающего сектора может быть очень сильным в средне- и долгосрочной

перспективе. Результаты исследования (Crozet и др., 2021) подтверждается, что введение новых санкций в Иране и России значительно снизило вероятность работы компаний на этих санкционных рынках, в то время как отмена санкций США против Кубы и отмена санкций против Мьянмы не оказали существенного влияния на торговлю. Это говорит о том, что даже после ослабления санкционного давления на Россию местным компаниям потребуется время для возобновления международной торговли. Результаты регионального исследования (Shida, 2020), в котором эмпирически изучается экономическое воздействие санкций на российский бизнес, показывают, что около половины руководителей российских региональных фирм воспринимают экономические санкции как негативное воздействие. Однако существенных региональных различий в оценке влияния санкций обнаружено не было. Несмотря на обширную литературу, оценивающую влияние международных санкций на макроэкономическом уровне, исследований, посвященных влиянию санкций на российские малые и средние предприятия, мало. Благодаря нашей методологии и данным мы можем расширить существующие знания.

В большинстве исследований оценивается влияние международных санкций на макроэкономические показатели страны. Лишь немногие исследователи рассматривают микроэкономические аспекты изменений в поведении российских ММСП под влиянием санкций (Golikova, Kuznetsov, 2017; Likhacheva, 2019; Shida, 2020). Важно отметить, что ни одно из представленных исследований не охватывает санкции 2022 года, которые отличались своей многочисленностью. Научная новизна данной работы заключается в необходимости изучения влияния новых ограничений на экономических агентов России и сравнения их эффектов с санкциями 2022 года, в связи с беспрецедентным увеличением их количества.

Литература

Войтенков В.А., Уразбаева А.Р., Демидова О.А. Показатели измерения влияния санкций по регионам Российской Федерации за 2014–2023 гг., 2024.

Федеральная Налоговая Служба. Статистика для национального проекта «Малое и среднее предпринимательство и поддержка индивидуальной предпринимательской инициативы» (Электронный ресурс). URL: <https://rmsp.nalog.ru/statistics2.html?t=1676446845758> (дата обращения: 26.07.2023).

Castellum. AI. Russia Sanctions Dashboard (Электронный ресурс). URL: <https://www.castellum.ai/russia-sanctions-dashboard> (дата обращения: 23.05.2023).

Crozet M. и др. Worth the pain? Firms' exporting behaviour to countries under sanctions // Eur Econ Rev. 2021. Т. 134. С. 103683.

Demidova O. Spatial effects for the eastern and western regions of Russia: a comparative analysis // International Journal of Economic Policy in Emerging Economies. 2015. Т. 8. № 2. С. 153-168.

- Dominici F. u др.* Air Pollution and Mortality: Estimating Regional and National Dose-Response Relationships. , 2002. 100-111 с.
- Filippetti A., Cerulli G.* Are local public services better delivered in more autonomous regions? Evidence from European regions using a dose-response approach // *Papers in Regional Science*. 2018. Т. 97. № 3. С. 801-826.
- Golikova V., Kuznetsov B.* Perception of risks associated with economic sanctions: the case of Russian manufacturing // *Post Sov Aff*. 2017. Т. 33. № 1. С. 49-62.
- Goodkind A.L., Coggins J. S., Marshall J. D.* A spatial model of air pollution: the impact of the concentration-response function // *J Assoc Environ Resour Econ*. 2014. Т. 1. № 4. С. 451-479.
- Likhacheva A.B.* Unilateral Sanctions in a Multipolar World // *Russia in Global Affairs*. 2019. № 3.
- Shida Y.* Russian business under economic sanctions: is there evidence of regional heterogeneity? // *Postcommunist Econ*. 2020. Т. 32. № 4. С. 447-467.

ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНАЯ СТАТИСТИЧЕСКАЯ ПРОВЕРКА ГИПОТЕЗ ДЛЯ МНОГОМЕРНЫХ НАБЛЮДЕНИЙ С БЛОЧНОЙ СТРУКТУРОЙ¹

Харин А.Ю., Пашук П.А. (Минск)

Последовательный анализ (Wald, 1947) является эффективным подходом в задачах статистической проверки гипотез о параметрах вероятностных распределений многомерных случайных наблюдений, позволяющим минимизировать математическое ожидание объема выборки при условии обеспечения заданного уровня малости вероятностей ошибочных решений (Айвазян, 1959). В современных условиях при большой размерности наблюдений в экономике, медицине, страховании и в других приложениях (Mukhopadhyay, Datta, Chattopadhyay, 2004; Харин, 2013) часто оказывается, что наблюдения имеют блочную структуру, то есть состоят из блоков, которые могут считаться стохастически независимыми, что позволяет использовать последовательно не только эти наблюдения большой размерности целиком, но и сами блоки. В результате построенное последовательное решающее правило может применяться для статистической проверки гипотез в условиях пропуска части компонент наблюдений, и обеспечивается дополнительное сокращение математического ожидания объема выборки, что особенно важно при предполагаемом малом количестве наблюдений большой размерности.

Пусть, например, исследуется влияние проведенного воздействия на некоторую систему (управляющее воздействие на экономику, лечебное воздействие на организм пациента, корректировка ценовой политики страховой компании и т.п.) По истечении

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований, грант № Ф23УЗБ-080.

заданного нормативного времени после такого воздействия по наблюдаемым в последовательные моменты времени значениям многих показателей проверяются две гипотезы относительно вектора параметров θ , характеризующего распределение вероятностей наблюдений: $H_0: \theta = \theta_0$ (параметры системы остались в исходном состоянии, в каком были до воздействия) и $H_1: \theta = \theta_1$ (параметры системы нужным образом изменились после воздействия до требуемых значений).

Для рассмотренной задачи построено последовательное статистическое решающее правило. Для этого правила с использованием подхода, разработанного в (Kharin, 2016; Kharin, 2017), получены асимптотические разложения характеристик эффективности: вероятностей ошибочных решений и математических ожиданий объёма выборки. Исследовано влияние пропусков на характеристики эффективности. С использованием подхода, представленного в (Харин, 2013; Kharin, Kishylau, 2015), построены робастные (устойчивые к отклонениям от модельных предположений (см., например, Huber P.J., Ronchetti E.M.)) решающие правила в условиях искажений вероятностной модели наблюдений, когда искажения представлены «засорениями».

Теоретические результаты иллюстрируются вычислительными экспериментами.

Литература

- Айвазян С.А.* Сравнение оптимальных свойств критериев Неймана–Пирсона и Вальда // Теория вероятностей и её применения, 1959. – Т. 4 (1). – С. 86-93.
- Харин А.Ю.* Робастность байесовских и последовательных статистических решающих правил, 2013. – Минск: БГУ. – 207 с.
- Huber P.J., Ronchetti E.M.* Robust statistics, 2009. – New York: Wiley. – 384 p.
- Kharin A.* [Performance and robustness evaluation in sequential hypotheses testing](#) // Communications in Statistics – Theory and Methods, 2016. – Vol. 45 (6). – P. 1693-1709.
- Kharin A.* An approach to asymptotic robustness analysis of sequential tests for composite parametric hypotheses // Journal of Mathematical Sciences, 2017. – Vol. 227 (2). – P. 196-203.
- Kharin A.Yu, Kishylau D.V.* Robust sequential test for hypotheses about discrete distributions in the presence of “outliers” // Journal of Mathematical Sciences, 2015. – Vol. 205 (1). – P. 68-74.
- Mukhopadhyay N., Datta S., Chattopadhyay S.* Applied Sequential Methodologies, 2004. – New York: Marcel Dekker. – 410 p.
- Wald A.* Sequential analysis. New York: John Wiley and Sons, 1947. – 212 p.

НЕЧЕТКАЯ МОДЕЛЬ ARMA–GARCH–TS И ЕЕ ПРИМЕНЕНИЕ К ФИНАНСОВЫМ ВРЕМЕННЫМ РЯДАМ

Шведов А.С., Связов В.А. (Москва)

Для прогнозирования волатильности ценных бумаг и индексов финансового рынка России применяется комбинированная модель ARMA–GARCH–TS. Моделирование волатильности производится при помощи обобщённой авторегрессии – условной гетероскедастичности (GARCH) и нечёткой системы типа Takagi, Sugeno (TS), у которой консеквенты имеют форму GARCH. Было исследовано более 35 временных рядов. Рассмотрены разные сегменты: фондовый, долговой и денежный рынки.

Волатильность доходности большинства инструментов на современных финансовых рынках демонстрирует отсутствие гомоскедастичности. Неформально говоря, вариативность (или разброс) необъяснённых остатков изменяется во времени. Эта особенность поведения ценных бумаг и других финансовых инструментов приводит к необходимости разработки подходов, учитывающих гетероскедастичность. Один из распространённых подходов в этом направлении – это семейство моделей авторегрессии – условной гетероскедастичности (Engle, 1982, Bollerslev, 1986, Tsay, 2010)

В предлагаемом исследовании проблема негомогенности волатильности решается при помощи синергии модели GARCH и системы нечёткого вывода. Теория нечётких множеств берёт своё начало из работы (Zadeh, 1965). В (Baczyński, Jayaram, 2008; Пегат, 2013) приведены основные понятия и модели нечёткой математики. В современной науке нечёткая математика – самостоятельное направление. Идея системы нечёткого вывода (fuzzy inference system, FIS), которая используется в проведённом исследовании, появилась в публикациях (Takagi, Sugeno, 1985) и (Sugeno, Kang, 1988). К одним из основных свойств нечётких систем можно отнести тот факт, что они являются универсальными аппроксиматорами (см., например, Шведов, 2018).

В исследовании проведено моделирование волатильности финансовых инструментов при помощи системы нечёткого вывода, консеквентом в которой выступает модель GARCH (далее для краткости она будет обозначена как FIS-GARCH). К рассмотрению были взяты индексы и инструменты трёх секторов российского финансового рынка: рынок акций, рынок облигаций и денежный рынок. Всего было рассмотрено более 35 инструментов.

Волатильностью считаются необъяснённые остатки модели ARMA, применяемой к доходности. Общий алгоритм устроен следующим образом. Ряд дневных котировок преобразовывается в ряд доходности. Для каждого ряда была взята обучающая выборка, на которой был подобран порядок и оценены параметры модели ARMA исходя из информационных критериев. Далее для тестовой выборки применяется модель FIS-GARCH. Обе модели рекалибруются с поступлением новых данных.

Для оценки параметров антецедента используется рекурсивный эволюционный алгоритм нечёткой кластеризации eTS (Angelov, Filev, 2004). Для кластеризации учитываются последние известные значения волатильности. Эволюционность в этом контексте подразумевает изменение структуры кластеров с поступлением новой информации. Рекурсивность, в свою очередь, обозначает, что для рекалибровки параметров кластеров требуются только значения параметров и кластеризуемых переменных на предыдущем шаге, что существенно снижает вычислительную нагрузку. С поступлением новой информации принимается одно из следующих решений:

- Оставить структуру кластеров без изменений;
- Добавить новый кластер;
- Заменить один из существующих кластеров.

Оценка параметров консеквента – локальных моделей GARCH, по одной в каждом нечётком кластере, – проводится на остатках модели ARMA численным методом наименьших квадратов. Использование метода максимума правдоподобия, как в оригинальной модели GARCH, не представляется возможным, поскольку не делается никакого предположения о вероятностном распределении.

Расчёты показывают, что для шести из рассмотренных выборок нечёткая модель даёт меньшую ошибку прогноза по сравнению со стандартной моделью GARCH. Отличие среднеквадратичных ошибок составляет не менее одного порядка. Более того, для двух из этих выборок преимущество прогнозной силы подтверждается статистическим критерием. Для остальных из рассмотренных выборок ошибка прогноза нечёткой системой выше, чем оригинальной моделью GARCH, однако ошибки отличаются не более чем в полтора раза. Результаты исследования для шести вышеупомянутых выборок приведены в таблице 1.

Таблица 1. Результаты расчётов для выборок, в которых преимущество за нечёткой моделью;
* – значимо на уровне 1%.

Инструмент	Дата начала тестовой выборки	Порядок ARMA	Размер тестовой выборки	RMSE модели FIS-GARCH	RMSE стандартного GARCH	Статистика Диболда–Мариано	P-значение статистики Диболда–Мариано
IMOEX	03.01.2018	(1, 3)	504	0.000549	0.000705	-0.31	37.84%
MCXSM	03.01.2018	(1, 1)	504	0.000259	0.008909	-4.07	00.00%*
PLZL	03.01.2018	(3, 2)	504	0.002052	0.002470	-0.65	25.96%
RGBITR	03.01.2018	(1, 1)	505	0.000036	0.006386	-3.04	00.12%*
RI.MOEXCN	05.01.2015	(1, 1)	1 259	0.000153	0.000715	-0.98	16.35%
RTSI	05.01.2015	(1, 1)	1 259	0.000893	0.001111	-0.46	32.20%

Исследование выполнено с использованием суперкомпьютерного комплекса НИУ ВШЭ (Kostenetskiy et al., 2021).

Литература

- Пегат А.* Нечеткое моделирование и управление. 2-е изд. БИНОМ. Лаборатория знаний. 2013.
- Шведов А.С.* Аппроксимация функций с помощью нейронных сетей и нечетких систем // Проблемы управления. 2018. № 1. С. 21-29. ISSN 1819-3161.
- Angelov P., Filev D.* An approach to online identification of Takagi-Sugeno fuzzy models IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2004. Vol. 34, No. 1, pp. 484-498. <https://doi.org/10.1109/TSMCB.2003.817053>.
- Baczyński M., Jayaram B.* Fuzzy Implications. Springer Berlin, Heidelberg. 2008.
- Bollerslev T.* Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. Journal of Econometrics, 1986. Vol. 31, No. 3. pp. 307-327. ISSN 0304-4076. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1).
- Engle R.F.* Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. Econometrica, 1982. Vol. 50, No. 4. pp. 987-1007.
- Kostenetskiy P.S., Chulkevich R.A., Kozyrev V.I.* HPC resources of the Higher School of Economics // Journal of Physics: Conference Series. 2021. Vol. 1740(1). P. 12050.
- Sugeno M., Kang G.* Structure identification of fuzzy model. Fuzzy Sets and Systems, 1988. Vol. 28, No. 1, pp. 15-33. ISSN 0165-0114. [https://doi.org/10.1016/0165-0114\(88\)90113-3](https://doi.org/10.1016/0165-0114(88)90113-3).
- Takagi T., Sugeno M.* Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1985. Vol. SMC-15, No. 1, pp. 116-132. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>.
- Tsay R.S.* Analysis of Financial Time Series. 3rd edition. John Wiley & Sons. 2010.
- Zadeh L.* Fuzzy sets. Information and Control, 1965. Vol. 8, No. 3, pp. 338—353. ISSN 0019-9958. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X).

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Avagyan Gohar	Yerevan State University of Armenia, Yerevan	gohar.avagyan.04@gmail.com
Avanesyan Meri	Yerevan State University of Armenia, Yerevan	meri.avanesyan04@gmail.com
Avetisyan Adrine	Yerevan State University of Armenia Yerevan	adrine.avetisyan@edu.y-su.am
Bannikova Viktoria	МГУ имени М.В. Ломоносова, РАНХиГС, Москва	yan.nika.dex@yandex.ru
Ghazaryan Zina	Yerevan State University of Armenia Yerevan	zinaghazaryan2004@gmail.com
Kharatyan Milena	Yerevan State University of Armenia Yerevan	milkharatyangmail.com
Movsisyan Yurii	Yerevan State University of Armenia Yerevan	movsisyan@ysu.am
Ohanyan Victor	Yerevan State University of Armenia Yerevan	victoohanyan@ysu.am victo@aua.am
Ordyan Nane	Yerevan State University of Armenia Yerevan	ordyannane@gmail.com
Vardanyan Ani	Yerevan State University of Armenia Yerevan	anivardaniann@gmail.com
Афанасьев Антон Александрович	ЦЭМИ РАН, Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва	aaafanasev@fa.ru
Афанасьев Михаил Юрьевич	Центральный экономико- математический институт РАН, Москва	miafan@cemi.rssi.ru
Балаш Владимир Алексеевич	Саратовский национальный исследова- тельский государственный университет имени Н.Г. Чернышевского, Саратов	vladimirbalash@yandex.ru
Березняцкий Александр Николаевич	Центральный экономико- математический институт РАН, Москва	artandtech@yandex.ru
Богданова Татьяна Кирилловна	НИУ ВШЭ, Москва	tanbog@hse.ru
Броницкий Георгий Тимурович	НИУ ВШЭ, Москва	getibr@gmail.com
Бухарбаева Лилия Явдатовна	Уфимский университет науки и технологий, Уфа	buharbaeva@mail.ru
Вайнберг Аллен Анна Львовна	ООО «МО Солев», Москва	anna.weinberg@solev.ru
Варшавский Александр Евгеньевич	Центральный экономико- математический институт РАН, Москва	varshavae@yandex.ru
Волков Александр Дмитриевич	Институт экономики Карельского научного центра РАН, Петрозаводск	kov8vol@gmail.com
Волошко Валерий Анатольевич	Учреждение БГУ «Научно- исследовательский институт прикладных проблем математики и информатики», Минск	valoshka@bsu.by
Гавриш Борис Георгиевич	МГУ имени М.В. Ломоносова, Москва	gavrish.boris@list.ru
Голяндина Нина Эдуардовна	СПбГУ, Санкт-Петербург	neg99@mail.ru n.golyandina@spbu.ru

Гончаренко Аркадий Александрович	НИУ ВШЭ, Москва	arkadagonch@gmail.com
Горелова Светлана Станиславовна	Оренбургский государственный университет, Оренбург	ssgorelova@yandex.ru
Гусев Алексей Александрович	Центральный экономико-математический институт РАН, Москва	gusevalexeval@yandex.ru
Елисеева Ирина Ильинична	СПбГЭУ / СИ РАН, Санкт-Петербург	irinaeliseeva@mail.ru
Жукова Людмила Вячеславовна	НИТУ МИСИС, Москва	lvzhukova@mail.ru
Зарова Елена Викторовна	ГБУ «Аналитический центр», Москва	zarova.ru@gmail.com
Иванов Михаил Алоизович	МГУ имени М.В. Ломоносова, Москва	ivanovma1@my.msu.ru
Коваленко Андрей Петрович	Академия криптографии РФ, Москва	a.p.kovalenko@yandex.ru
Коваленко Наталья Николаевна	РЭУ им. Г.В. Плеханова, Москва	Kovalenko.NN@rea.ru
Королев Виктор Юрьевич	МГУ имени М.В. Ломоносова, Москва	vkorolev@cs.msu.ru
Кудров Александр Владимирович	Центральный экономико-математический институт РАН, Москва	kovlal@gmail.com
Лавриненко Петр Александрович	Институт народнохозяйственного прогнозирования РАН, Москва	lavrik3x@mail.ru
Макаренцева Алла Олеговна	РАНХиГС, Москва	makarentseva-ao@ranepa.ru
Макарчук Нина Ивановна	Центральный экономико-математический институт РАН, Москва	nina_iv_makar@mail.ru
Малиновский Всеволод Константинович	Центральный экономико-математический институт РАН, Москва	Vsevolod.Malinovskii@mail.ru admin@actlab.ru
Малюгин Владимир Ильич	Белорусский государственный университет, Минск	Malugin@bsu.by
Матевосова Анастасия Михайловна	Институт экономики РАН, Москва	nastya.m.2003@yandex.ru
Мхитарян Сергей Владимирович	РЭУ им. Г.В. Плеханова, Москва	Mkhitaryan.SV@rea.ru
Нанавян Ашхен Мардировна	Центральный экономико-математический институт РАН, Москва	ashchenn@mail.ru
Наринян Наталья Евгеньевна	Центральный экономико-математический институт РАН, Москва	gorbatienkon@list.ru
Нестругин Кирилл Евгеньевич	АО «Негосударственный пенсионный фонд «Достойное будущее», Москва	nirvana897@gmail.com
Никольский Илья Михайлович	МГУ имени М.В. Ломоносова, Москва	nikintegu@yandex.ru
Осаволюк Александра Андреевна	РАНХиГС, Москва	osavolyuk-aa@ranepa.ru
Пашук Павел Александрович	БГУ, Минск	pashukpavel@mail.ru

Перминов Андрей Игоревич	Институт системного программирования РАН, Москва	perminov@ispras.ru
Пономарева Ольга Станиславовна	Центральный экономико-математический институт РАН, Москва	fondf@cemi.rssi.ru
Проневич Андрей Францевич	Гродненский государственный университет имени Янки Купалы, Гродно	pranevich@grsu.by
Рослякова Наталья Андреевна	Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва	na@roslyakova24.ru
Рощина Янина Александровна	МГУ имени М.В. Ломоносова, Москва	janina-d@yandex.ru
Рябухина Дарья Сергеевна	РАНХиГС, Москва	ryabuhinad03@gmail.com
Савин Алексей Леонидович	ПАО ВТБ, Москва	alsavin@nes.ru
Связов Владимир Андреевич	НИУ ВШЭ, Москва	vsviyazov@hse.ru
Синявская Татьяна Геннадьевна	Ростовский государственный экономический университет, Ростов-на-Дону	sin-ta@yandex.ru
Степанов Владимир Сергеевич	Центральный экономико-математический институт РАН, Москва	vladstep0355@gmail.com stepanov@cemi.rssi.ru
Стефаненко Валерия Юрьевна	Независимый исследователь, Москва	valeria.stefanenko@gmail.com
Трегубова Александра Александровна	РГЭУ (РИНХ), Ростов-на-Дону	alexandra_a_t@mail.ru
Трегубова Галина Игоревна	Центральный банк РФ, Москва	tregubova555@bk.ru
Трофимова Наталья Аристарховна	Центральный экономико-математический институт РАН, Москва	nataly_trofimova@mail.ru
Уразбаева Алина Руслановна	НИУ ВШЭ, Москва	aurazbaeva@hse.ru
Франц Марина Валерьевна	Уфимский университет науки и технологий, Уфа	tan-Marina@mail.ru
Фурманов Кирилл Константинович	Центральный экономико-математический институт РАН, Москва	kfurmanov@hse.ru
Харин Алексей Юрьевич	БГУ, Минск	KharinAY@bsu.by
Харин Юрий Семенович	Учреждение БГУ «Научно-исследовательский институт прикладных проблем математики и информатики», Минск	kharin@bsu.by
Хацкевич Геннадий Алексеевич	Институт бизнеса Белорусского государственного университета, Минск	Khatskevich@sbmt.by
Шведов Алексей Сергеевич	НИУ ВШЭ, Москва	ashvedov@hse.ru
Шибалко Сергей Анатольевич	Белорусский государственный университет, Минск	fpm.shibalko@bsu.by

ТЕЗИСЫ ДОКЛАДОВ

Часть 1

**ХI-я Международная конференция
«Многомерный статистический анализ, эконометрика
и моделирование реальных процессов»
имени С.А. Айвазяна**

Москва

Под редакцией *академика В.Л. Макарова*