

квантиль

*международный эконометрический журнал
на русском языке*

**№14
июнь 2019 г.**

СОДЕРЖАНИЕ ВЫПУСКА

Статьи: преподавание эконометрики

- Ангрист Джошуа, Пишке Йорн-Штеффан. Преподавание эконометрики в бакалавриате: мрачное впечатление 1
- Ощепков Алексей, Трофимова Татьяна, Яблонскене Наталья. Эконометрика в российских региональных вузах: результаты опроса участников программ повышения квалификации Фонда Егора Гайдара 21
- Мхитарян Владимир, Сиротин Вячеслав. Статистическая подготовка экономистов в университетах России: опыт реализации образовательных программ 35

Эконометрический ликбез: ошибки спецификации

- Анатольев Станислав. Основы теории квази- и псевдо-правдоподобия 45

Статьи: пространственная эконометрика

- Иванова Вера. ВРП и загрязнение окружающей среды в регионах России: пространственно-эконометрический анализ 53
- Анатольев Станислав, Храпов Станислав. Улучшают ли спатиальные структуры прогнозы волатильности? 63
- Каратецкая Ефросиния, Лакшина Валерия. Спатиальная модель для оценки эффектов перетекания волатильности на рынке нефти и газа 83

Квантиль

№14, июнь 2019 г.

ISSN 2309-3013

Сайт в Интернете: <http://quantile.ru>

Адрес электронной почты: quantile@quantile.ru

Доступ к журналу бесплатный и неограниченный

РЕДАКТОР

Станислав Анатольев

Российская Экономическая Школа (Москва, Россия)

РЕДАКЦИОННЫЙ СОВЕТ

Виктория Зинде-Уолш

Университет МакГилл (Монреаль, Канада)

Рустам Ибрагимов

Имперский колледж (Лондон, Великобритания)

Анна Микушева

Массачусетский технологический институт (Кэмбридж, США)

Алексей Онацкий

Кэмбриджский университет (Кэмбридж, Великобритания)

Александр Цыплаков

Новосибирский государственный университет (Новосибирск, Россия)

Виктор Черножуков

Массачусетский технологический институт (Кэмбридж, США)

К СВЕДЕНИЮ АВТОРОВ

Рукописи для публикации в разделе «Статьи» принимаются в электронном виде по адресу submit@quantile.ru. Работы могут принадлежать любой прикладной сфере экономической науки. Главным требованием является интенсивное использование адекватных эконометрических методов. Рукопись должна быть написана на русском (для русскоязычных авторов) или на английском (для остальных авторов) языке в формате *Microsoft Word* или (предпочтительнее) *LaTeX*, и по объему не превышать 30 страниц формата А4 с двойным междустрочным интервалом. Работы подвергаются контролю качества членами редакционного совета и независимыми референтами. Перспективная работа может быть при необходимости возвращена автору на доработку. Редакция также приглашает к сотрудничеству экспертов по эконометрике, готовых внести вклад в методологические рубрики журнала.

При публикации статьи или методологического эссе в журнале «Квантиль» передача авторских прав не происходит ни полностью, ни частично.

Статьи: преподавание эконометрики

Преподавание эконометрики в бакалавриате: мрачное впечатление^{*@!}

Джошуа Д. Ангрис[†]

Массачусетский Технологический Институт, Кембридж, США

Йорн-Штеффан Пишке[‡]

Лондонская Школа Экономики, Лондон, Великобритания

За последние полвека экономические исследования стали более эмпирическими. Изменилась и «природа» самого эмпирического исследования. В 1960-х и 1970-х миссия экономиста-эмпирика обычно состояла в том, чтобы «объяснить» экономические переменные, такие как, например, заработная плата или экономический рост. Однако с тех пор прикладная эконометрика эволюционировала от построения моделей, объясняющих вариацию в некоторой переменной, к оцениванию причинно-следственных связей между отдельными переменными, а также к оцениванию воздействия мер государственной политики. Несмотря на это, преподавание эконометрики во многих случаях остается абстрактным и фокусируется на поиске «истинных моделей», а также на технических вопросах, связанных с выполнением на практике классических предпосылок регрессионного анализа. Вопросы, связанные с выбором или разработкой дизайна исследования и установлением причинно-следственных связей, по-прежнему находятся на заднем плане, несмотря на то, что эти вопросы являются основными в современной повестке дня прикладной эконометрики. Данная статья посвящена существующему разрыву между современным развитием прикладной эконометрики и ее преподаванием и приводит аргументы в пользу необходимости изменения общего подхода к преподаванию эконометрики.

Когда каменный век уступил свое место компьютерному, прикладная эконометрика занималась, в основном, оценкой параметров моделей, описывающих функционирование экономики. Канонические примеры включают макро-модели, состоящие из нескольких уравнений и описывающие переменные в масштабах всей экономики, такие как безработица или валовый выпуск, а также микро-модели, характеризующие выбор индивидов или равновесие на рынке. Эмпирические исследования 1960–1970-х годов, как правило, пытались объяснить

*Перевод Алексея Ощепкова. Цитировать как: Ангрис, Джошуа & Йорн-Штеффан Пишке (2019) «Преподавание эконометрики в бакалавриате: мрачное впечатление», *Квантиль*, №14, стр. 1–20. Citation: Angrist, Joshua D. & Jörn-Steffen Pischke (2019) “Undergraduate econometrics instruction: through our classes, darkly”, *Quantile*, No.14, pp. 1–20. Оригинал опубликован в *Journal of Economic Perspectives*, том 31, №.2 в 2017 г. Публикуется в журнале *Квантиль* с одобрения авторов и с разрешения American Economic Association.

©Все заголовки в оригинальной статье, включая ее название, основаны на названиях альбомов и песен рок-группы *Rolling Stones*. Выражение “through our classes, darkly” происходит от названия альбома 1966 г. *Through the Past, Darkly* — прим. редактора.

[†]Авторы выражают благодарность Ясперу Кларкбергу, Джине Ли, Беате Шустер и Каролине Штайн за помощь в подготовке исследования. Авторы благодарны редакторам (ЖЕР — прим. редактора) Марку Гертлеру, Гордону Хансону, Энрико Моретти и Тимоти Тэйлору, а также Альберто Абади, Дарону Аджемоглу, Давиду Отору, Дэну Феттеру, Джону Груберу, Брюсу Хансену, Дереку Нилу, Параку Патаку и Джеффри Вулдриджу за комментарии.

[†]Адрес: 50 Memorial Drive, Cambridge, MA-02138, USA. Электронная почта: angrist@mit.edu

[‡]Адрес: Houghton Street, London, WC2A 2AE, United Kingdom. Электронная почта: s.pischke@lse.ac.uk

экономические результаты с помощью длинного списка объясняющих переменных, не фокусируясь на какой-либо из них.

В наше время эмпирические исследования ориентированы, скорее, на поиск ответов на конкретные вопросы, чем на общее понимание, скажем, факторов экономического роста. Современная исследовательская повестка нацелена на установление причинно-следственного влияния отдельных факторов (например, влияния иммиграции на уровень заработной платы или влияния демократии на рост экономики) и часто анализирует влияние мер государственной политики (например, влияние субсидий для малого бизнеса на занятость или эффекты монетарной политики). Сегодня прикладные экономисты находятся в поиске надежных эмпирических стратегий, которые бы позволили убедительно ответить на подобного рода вопросы о наличии или отсутствии влияния.

Прикладная экономика заметно изменилась в последние десятилетия, однако, как мы покажем ниже, характер ее преподавания изменилась очень слабо. Наиболее популярные учебники по эконометрике по-прежнему сосредоточены на предпосылках и проблемах, мотивированных «модельным подходом» к регрессии, направленным на то, чтобы помочь студентам составить статистически точный «отчет» о процессах, генерирующих наблюдаемое поведение экономических переменных. В большей части таких материалов приоритет отдается техническим проблемам, а не концептуальным вопросам. Все еще можно наблюдать обширные дискуссии о функциональной форме, о предположениях относительно формы распределения, а также способах решения проблем серийной корреляции и гетероскедастичности ошибок. Однако эти вопросы не имеют первостепенного значения в рамках исследовательской повестки современной прикладной экономики. В то же время, более новые и уже широко используемые инструменты для анализа причинно-следственных связей, такие как метод разность-разностей или разрывный регрессионный дизайн, представлены очень слабо, а то и вовсе не упоминаются в учебниках по эконометрике.

Каким образом изменения, произошедшие в использовании эконометрики в исследовательской работе, должны повлиять на преподавание эконометрики?

Наш подход к ответу на этот вопрос достаточно прост. Ответ начинается с описания эмпирических стратегий, основанных на рандомизации и квази-экспериментальных методах, так как они позволяют лучше понять, как проблемы установления причинно-следственных связей, так и пути их эконометрического решения. Такой подход в целом мы называем «дизайновым» (*англ.* design-based approach), поскольку навыки и стратегии, необходимые для его успешного применения, тесно связаны с дизайном исследования. Это уже позволяет сформулировать нашу первую конкретную рекомендацию: следует пересмотреть то, как мы рассказываем студентам о регрессии. Регрессия должна преподаваться так, как она сейчас чаще всего используется: как способ контроля факторов, влияющих одновременно на зависимую и объясняющую переменную (*англ.* confounding factors). Следует отойти от традиционного понимания регрессии, в котором все регрессоры рассматриваются как одинаково важные. Педагогический акцент на статистической эффективности и функциональной форме вместе с глупым нарративом о поиске «истинной модели» (истинность которой определяется на основе кажущихся точными статистических критериев) следует «отправить на пенсию». Вместо этого следует сосредоточиться на выборе контрольных переменных, необходимых для того, чтобы регрессионная оценка эффекта воздействия некоей экономической переменной могла иметь причинно-следственную интерпретацию.

В дополнение к этому, в центр внимания в учебной аудитории следует поместить квази-экспериментальные методы и рандомизацию, экспоненциальный рост использования которых наблюдается в последнее время. «Дизайновый» подход основан на таких квази-экспериментальных методах, как инструментальных переменных, разрывном регрессионном дизайне, различных модификациях метода разность-разностей и т.д., фокусируясь при этом на проблеме причинно-следственной интерпретации оценок, полученных этими фундаментальными

методами.

Наконец, центральную роль в преподавании эконометрики должна играть эмпирическая работа с «реальными» данными. Эконометрика лучше преподается (и усваивается — *прим. редактора*) на примерах, чем абстрактно.

Установление причинно-следственной связи и исследовательский дизайн — не единственные вопросы, стоящие перед современным экономистом. Однако наш преподавательский и исследовательский опыт заставляет нас уделять этим вопросам в процессе преподавания особое внимание. Одна из причин состоит в том, что сейчас соответствующие навыки пользуются большим спросом: Google и Netflix публикуют вакансии с такими ключевыми словами, как причинно-следственная связь, экспериментальный дизайн и эффективность рекламы; команда по анализу данных Facebook уделяет большое внимание рандомизованным контролируемым экспериментам и причинно-следственным связям; Amazon нанимает сотрудников для работы по оцениванию эффектов воздействия.¹

Конечно, есть эконометрика, которая выходит за рамки прикладного микроэкономического анализа, представляющего интерес для Кремниевой долины и для эмпирической экономики труда, в которую лично мы больше всего вовлечены. Однако инструменты и подходы, которые мы отстаиваем, являются основополагающими для исследований любого рода. Профессиональные обсуждения важных экономических событий, таких как Великая рецессия, или же крупные слияния в сфере телекоммуникаций, почти всегда перерастают в споры о причинно-следственных связях. Точно так же, Джанет Йеллен и сотни исследователей, работающих для нее в ФРС, жаждут надежных доказательств того, является ли X причиной Y . Чисто описательные исследования остаются важным элементом, и при этом всегда остается место для прогнозирования на основе данных, но, хотя прикладные эконометристы уже давно занимаются этими вопросами, эти вещи по своей сути принадлежат к таким дисциплинам, как статистика, и, все чаще и чаще, к компьютерным наукам. Это не те области, где экономисты имеют сравнительные преимущества. Эконометрика в своих лучших проявлениях отличается от других наук о данных ясным причинно-следственным мышлением. Важность такого рода мышления мы и стараемся подчеркивать, входя в учебную аудиторию.

После краткого описания произошедшего перехода к «дизайновым» эмпирическим исследованиям, мы развиваем наши аргументы о необходимости изменений в преподавании эконометрики. Мы рассматриваем основы обучения эконометрике, фокусируя внимание на старых и новых подходах к регрессионному анализу. Затем мы рассматриваем коллекцию классических и современных учебников, а также примеры учебных программ и списков литературы современных курсов. Списки литературы в нашей выборке более вероятно охватывают современные методы анализа, чем это делают популярные учебники. Однако, все же, большинство рассматриваемых нами курсов «увязло» в скучном и устаревшем техническом материале.

Хорошие времена, плохие времена²

Экспоненциальный рост использования экономистами квази-экспериментальных методов и рандомизации описан в работе Panhans & Singleton (готовится к публикации). Angrist & Krueger (1999) ранее описывали схожий тренд в экономике труда, но в последнее время этот тренд стал заметен и в рамках прикладной микро-эконометрики в целом. В нашей работе об изменении содержания эмпирических исследований (Angrist & Pischke 2010) мы жаловались на современную повестку дня в эмпирической макроэкономике, потому мы рады видеть недавние проявления «дизайнового» подхода и в этой дисциплине (см. Fuchs-Schundeln &

¹См. также описания современных применений эконометрики в частном секторе в работах Ayres (2007), Brynjolfsson & McAfee (2011), Christian (2012) и Kohavi (2015).

²В оригинале “Good Times, Bad Times” — название песни группы *Rolling Stones* из альбома 1964 г. Singles Collection: The London Years — *прим. редактора*.

Hassan 2016). Bowen, Fresard & Taillard (готовится к публикации) отмечают ускоренное применение квази-экспериментальных методов в эмпирических корпоративных финансах. «Дизайновый» подход к оцениванию естественным образом фокусирует внимание исследователя на эконометрических инструментах, обсуждаемых нами в данной работе. Менее очевидным последствием перехода к «дизайновому» подходу является изменение способа использования нашей «рабочей лошадки» — линейной регрессии.

Вчерашние (и сегодняшние) исследования³

Произошедшие изменения в интерпретации регрессионных оценок можно отлично проиллюстрировать на контрасте между двумя работами о производстве образования, Summers & Wolfe (1977) и Dale & Krueger (2002). Обе работы посвящены роли школ в формировании человеческого капитала: Саммерс и Вольф исследуют влияние начальной школы на успеваемость учащихся, а Дейл и Крюгер — влияние колледжа на доходы выпускников. Эти вопросы схожи по своей природе, но анализ в этих двух работах резко отличается.

Саммерс и Вольф ставят перед собой задачу смоделировать сложный процесс, который «генерирует» успеваемость учащихся. Они начинают с общей модели производства образования, которая включает в себя неопределенные характеристики учащихся, характеристики учителей, характеристики школы и состав сверстников. Модель достаточно слабо связана с теорией человеческого капитала, и авторы признают, что факторы успеваемости учащихся до сих пор остаются загадкой. Что бросается в глаза при такой постановке вопроса, так это отсутствие конкретики. В регрессиях Саммерса и Вольфа с левой стороны стоят изменения в результатах тестов с 3-го по 6-й класс, а с правой — список из 29 характеристик учащихся и их школ. Этот список включает в себя доход семьи, IQ ученика, пол и национальность; качество колледжа, в котором обучался учитель и его преподавательский опыт; размер класса и общий размер школы; показатели состава и поведения сверстников.

Работа Саммерса и Вольфа соответствует эмпирической миссии 1970-х — поиску «истинной модели» с большим набором объясняющих переменных:

Мы уверены, что коэффициенты разумным образом описывают взаимосвязь между успехами в учебе и GSES [генетической одаренностью и социально-экономическим статусом], TQ [«качеством» учителя], SQ [качеством школы, не связанным с «качеством» учителя] и PG [характеристиками сверстников], для данной выборки из 627 учеников начальной школы.

В духе широкомасштабного регрессионного анализа своего времени Саммерс и Вольф фокусируют исследовательский интерес на какой-либо подгруппе переменных. В то же время они интерпретируют регрессионные оценки в терминах причинности. На основе полученных результатов они делают выводы для образовательной политики, предполагая, например, что школы не используют результаты Национального экзамена на учителей при принятии решений о найме.

Такой подход к регрессионному анализу соответствует духу эконометрики Каменного века. Все обычно начинается с уравнения линейной регрессии, предназначенного для описания некоего экономического процесса, и которое некоторые называют «структурным уравнением». Многие авторы этого Века идут дальше и говорят, что чтобы получить несмещенные или состоятельные оценки, исследователь должен предположить, что ошибки регрессии не связаны с регрессорами. Но поскольку все регрессии дают остатки, ортогональные регрессорам, трудно понять, как это утверждение способствует выявлению причинно-следственных связей.

³В оригинале “Yesterday’s Papers (and Today’s).” “Yesterday’s Papers” — название песни группы *Rolling Stones* из альбома 1967 г. *Between the Buttons* — прим. редактора.

Исследование Дейла и Крюгера также начинается с вопроса о школах: зарабатывают ли студенты, которые посещают более «селективный» колледж, в результате больше? Как и Саммерс и Вольф, они используют МНК для ответа на этот вопрос. Тем не менее, анализ Дейла и Крюгера имеет три важных отличия. Во-первых, это фокус на эффектах воздействия конкретных факторов, без каких-либо попыток «объяснить» заработную плату. В исследовании Дейла и Крюгера сравниваются учащиеся, которые посещают более и менее «селективные» колледжи. Качество колледжа (измеряется на основе среднего балла SAT⁴) — это всего лишь один из факторов, который может влиять на заработную плату, и этот фактор, безусловно, незначительный в смысле увеличения R-квадрата. Такой сфокусированный исследовательский вопрос имеет большой смысл, так как вопрос о наличии и размере соответствующего эффекта воздействия (качество колледжа на заработную плату) волнует как студентов и их родителей, так и чиновников.

Второй отличительной чертой является исследовательская стратегия, направленная на устранение эффекта смещения выборки. Выпускники элитных школ, несомненно, зарабатывают больше (в среднем), чем те, кто учился в других школах. Однако, учитывая, что элитные школы тщательно отбирают своих учеников, очевидно, что эта разница может отражать результат такого отбора. Дейл и Крюгер предлагают исследовательскую стратегию «отбора на основе наблюдаемых факторов» (*англ.* selection-on-observables), которая могла бы помочь преодолеть эту ключевую проблему.

Исследовательский дизайн Дейла и Крюгера основан на сравнении индивидов, которые отправили заявки в один и тот же набор колледжей и получили одинаковые решения о зачислении. В таких группах, определенных в соответствии с решениями о подаче заявки и зачислении, учащиеся, посещающие все же в итоге разные колледжи, гораздо более схожи между собой, чем в общей и никак не ограниченной выборке. В исследовании аргументируется, что в этом случае любая внутригрупповая вариация в «отобранности» индивидов в разные школы, по сути, вызвана счастливой случайностью — т.е., отбор в школы проходит «так же хорошо, как и случайным образом» (*англ.* as good as randomly assigned) — и, следовательно, не связана со способностями, мотивацией, характеристиками семьи и другими факторами, имеющими отношение к потенциалу зарабатывать деньги. Этот аргумент составляет самое важное эконометрическое содержание статьи Дейла и Крюгера.

Третье важное отличие работы Дейла и Крюгера — это четкое разграничение между объясняющими (воздействующими) и контрольными переменными. В современной парадигме не все регрессоры созданы равными. Скорее, предполагается, что только одна переменная оказывает воздействие (причинное влияние). Все остальные переменные являются контрольными и включаются в целях установления этого воздействия.⁵

В производстве образования коэффициенты, например, при демографических переменных и других характеристиках учащихся вряд ли могут иметь четкую экономическую интерпретацию. Что может означать коэффициент при переменной IQ из регрессии Саммерса и Вольфа? Этот коэффициент показывает только то, что два показателя — IQ и зависимая переменная — положительно коррелируют между собой после контроля на ряд других факторов. С другой стороны, администрация школы может иногда влиять на характеристики школьной среды, такие как размер классов. В связи с этим мы действительно могли бы хотеть оценить значение коэффициента при переменной, отражающей размер класса, для целей образовательной политики.

Современное различие между объясняющими (воздействующими) и контрольными переменными в правой части уравнения регрессии требует более тонких допущений, чем общее

⁴SAT (Scholastic Aptitude Test) — стандартизованный тест, который в обязательном порядке сдают ученики, желающие обучаться в бакалавриате вузов США — *прим. редактора.*

⁵Мы говорим «одна переменная за раз», так как в некоторых уравнениях Дейл и Крюгер рассматривают в качестве ключевой переменной стоимость обучения, а не «селективность» колледжа на стоимость обучения.

утверждение об ортогональности ошибок по отношению к регрессорам, которое символизирует традиционное эконометрическое представление регрессии. Это различие в ролях между переменными, которые могут быть воздействующими, и теми, которые являются просто контрольными, должно четко прослеживаться в «регрессионных историях», которые мы рассказываем нашим студентам.

Вне контроля⁶

Пример Дейла и Крюгера отражает подход к регрессии, существующий в рамках современной эконометрической парадигмы. Регрессия рассматривается как эмпирическая стратегия контроля, предназначенная для выявления причинно-следственных связей. В частности, регрессия автоматически осуществляет поиск соответствия между различными объектами анализа (например, между учащимися), что позволяет делать внутригрупповые сравнения. При этом существует только одна переменная, влияние которой на зависимую переменную представляет интерес, в то время как другие переменные-регрессоры отражают условия и обстоятельства, действие которых мы хотели бы проконтролировать. Фиксируя контрольные переменные, то есть включая их в многомерную регрессионную модель, мы надеемся, что можем дать коэффициенту при интересующей нас переменной интерпретацию «при прочих равных». Мы рассказываем такую «историю» студентам без использования сложной математики, но сама идея слишком «тонка», и потому наши студенты все же находят эту историю сложной. Подробные эмпирические примеры, демонстрирующие то, как регрессия может быть использована для получения интересных, полезных и неожиданных причинно-следственных выводов, помогают прояснить основную идею.

В нашей учебной версии работы Дейла и Крюгера спрашивается, стоит ли платить за обучение в частном колледже, например, в Дьюке, вместо того, чтобы учиться в государственном университете, например, в университете Северной Каролины. В этом случае «селективность» университета представляет собой простой бинарный «тримент» (*англ.* treatment), так что мы можем получить интересующий нас эффект с помощью простого сравнения «вкл./выкл.». В частности, мы хотим понять, оправдываются ли деньги, потраченные на обучение в частных колледжах, будущим ростом доходов. Это приводит к вопросу о том, как использовать регрессию для оценки эффекта воздействия учебы в частном колледже на заработки.

Для начала мы вводим обозначения, которые различают фактор воздействия (учеба в частном колледже) и контрольные условия. Переменной, отражающей фактор воздействия, является P_i — фиктивная (дамми) переменная, которая указывает на обучение в частном колледже индивида i . Контрольные переменные обозначаются как X_i (или же как-то по-другому, если какие-то из этих переменных заслуживают отдельного внимания), но во всех случаях они отличаются от привилегированной воздействующей переменной P_i . Интересующая нас зависимая переменная, Y_i , отражает заработок индивида примерно через 20 лет после зачисления в университет.

Причинно-следственная связь между учебой в частном колледже и заработками описывается в терминах потенциальных исходов: Y_{1i} , представляющий заработки индивида i , если бы он учился в частном колледже ($P_i = 1$), и Y_{0i} , представляющий его заработки после обучения в государственном колледже ($P_i = 0$). Причинный эффект от обучения в частном колледже для индивида i есть разница $Y_{1i} - Y_{0i}$. Эта разница не наблюдаема в принципе, а можно наблюдать либо Y_{1i} , либо Y_{0i} в зависимости от значения P_i . Цель состоит в том, чтобы измерить средний эффект воздействия, $E(Y_{1i} - Y_{0i})$.

В Массачусеттском технологическом институте (MIT), где мы оба преподавали/преподаем,

⁶В оригинале “Out of Control” — название песни группы *Rolling Stones* из альбома 1997 г. *Bridges to Babylon* — прим. редактора.

мы просим наших студентов-эконометристов подумать о том, что было бы, если бы они выбрали государственный университет вместо того, чтобы учиться в МИТ. Некоторые из наших студентов — это люди в возрасте, которые совмещают учебу с работой в таких компаниях как Google или Goldman. Многие из людей, с которыми они работают в этих компаниях — возможно, большинство — учились в государственных университетах. Ввиду этого мы просим наших студентов задуматься о том, действительно ли учеба в частном университете типа МИТ имеет значение для карьеры.

Польза от причинно-следственного подхода, основанного на модели с потенциальными исходами, состоит в том, чтобы объяснить, почему наивное сравнение выпускников государственных и частных колледжей может вводить в заблуждение. Кроме того, этот подход позволяет объяснить, каким образом правильно выстроенная регрессионная стратегия приводит нас к чему-то лучшему.

При наивном сравнении между выпускниками частных и государственных университетов средний эффект воздействия обучения в частном университете смешивается с эффектом смещения выборки. Эффект смещения выборки возникает потому, что учащиеся, поступающие в частные колледжи, изначально имеют в среднем более «сильный» семейный бэкграунд и, вероятно, более мотивированы и лучше подготовлены к поступлению в колледж. Эти характеристики находят отражение в их потенциальном заработке, то есть в том, сколько они могут заработать без получения степени частного колледжа. Если бы те, кто обучался в частном университете, вместо этого учились в государственном, то они, вероятно, в любом случае имели бы более высокие доходы. Это отражает тот факт, что у студентов государственных и частных университетов в среднем разные Y_{0i} .

Наиболее естественным и полезным представлением регрессии для нас является модель потенциальных исходов. Представим потенциальный доход индивида, если он посещает государственный колледж, как $Y_{0i} = \alpha + \eta_i$, где α — среднее значение Y_{0i} , а η_i — разница между этим потенциальным доходом и средним. Предположим далее, что разница в потенциальных доходах является константой β , и потому мы можем написать, что $\beta = Y_{1i} - Y_{0i}$. Если мы совместим эти две части, то получим причинно-следственную модель для наблюдаемого заработка:

$$Y_i = \alpha + \beta P_i + \eta_i.$$

Эффект смещения выборки в данном случае сводится к утверждению, что Y_{0i} (потенциальный заработок после обучения в государственном университете), а, следовательно, η_i , зависит (в статистическом смысле) от P_i , т.е., от того, какой университет выбирается.

Дорога к регрессионному решению проблемы смещения выборки начинается с того, что исследователь обладает информацией, которая может быть использована для очистки Y_{0i} от его корреляции с P_i . В частности, исследователь знает некую переменную X_i (возможно, набор переменных), при контроле на которую сравнение доходов индивидов, окончивших частные и государственные университеты, представляет собой сравнение «яблока с яблоками», по крайней мере, в среднем, поэтому сравниваемые индивиды имеют одинаковые средние значения Y_{0i} или η_i . Это утверждение «при прочих равных» воплощено в предположении об условной независимости, которое в конечном итоге позволяет давать регрессионным оценкам причинную интерпретацию:

$$E(\eta_i | P_i, X_i) = E(\eta_i | X_i).$$

Обратим внимание, что это более слабая и более сфокусированная предпосылка, чем традиционная предпосылка о том, что математическое ожидание ошибок при условии всех регрессоров равно 0, т.е., что $E(\eta_i | P_i, X_i) = 0$.

В исследовании Дейла и Крюгера переменная X_i указывает на колледжи, в которые выпускники подавали заявления и были приняты. Предпосылка об условной независимости говорит о том, что, подав документы в Университет Дьюка и в Университет Северной Ка-

ролины и будучи принятыми в оба, те, кто решил учиться в Дьюке, имеют такой же потенциальный доход, как и те, кто решил обучаться в государственном университете. Хотя такая предпосылка не превращает выбор колледжа в рандомизированное событие, она обеспечивает убедительный источник контроля основных «сил», мешающих установлению причинно-следственной связи. Абитуриенты выбирают университеты исходя из своих амбиций и готовности учиться; приемные комиссии, в свою очередь, стараются внимательно оценивать способности заявителей.

Цепочка рассуждений, связывающая установление причинно-следственной связи с линейной регрессией, замыкается с помощью гипотезы о функциональной форме. А именно, что (условное) математическое ожидание потенциального заработка при условии обучения в государственном университете, является линейной функцией от X_i . Формально это можно записать как $E(\eta_i|X_i) = \gamma X_i$. Эконометрические учебники обычно обеспокоены предположением о линейности и его ограничениями, но мы считаем, что такое «скручивание рук» неуместно. В дизайне Дейла и Крюгера контрольные переменные представляют собой большой набор дамми-переменных для всех возможных групп абитуриентов. Ключевые контрольные переменные делают модель «насыщенной» (*англ.* saturated model), т.е., представляют собой исчерпывающий набор дамми-переменных, отражающий все возможные значения обуславливающей переменной. Такие модели по своей природе линейны. В других случаях мы можем приближаться настолько близко насколько нам нравится к функции условного среднего, добавляя переменные в степени и пересечения. На небольших выборках мы с удовольствием используем линейность для интерполяции, что позволяет более эффективно использовать имеющиеся данные. Например, в некоторых моделях Дейла и Крюгера дамми для различных типов колледжей заменяются контрольной переменной степени «селективности» (средний балл SAT учащихся).

Совмещая эти три ингредиента — эффект влияния в виде константы, условную независимость и линейную модель потенциальных исходов с контрольными переменными — мы получаем регрессионную модель

$$Y_i = \alpha + \beta P_i + \gamma X_i + \eta_i,$$

которая может быть использована для получения несмещенной и состоятельной оценки эффекта воздействия обучения в частном колледже на заработка, β . Причинно-следственная «история», рассказанная выше, объясняет, что мы понимаем под β и почему мы используем регрессию для оценивания этого параметра.

Это финальное уравнение очень похоже на уравнения, представленные в популярных эконометрических учебниках. Однако это сходство и является источником непонимания. По нашему опыту, представление такого уравнения и повторение предположений о (отсутствии) корреляции регрессоров и ошибок скорее замутняет, чем проясняет то, почему получаемые оценки отражают эффект воздействия. Что касается контрольных переменных, то ортогональность между регрессорами и остатками обеспечивается, а не предполагается: регрессионная алгебра обеспечивает соблюдение этого условия. В то же время, хотя контрольные переменные, безусловно, не коррелируют с остатками, маловероятно, чтобы коэффициенты при контрольных переменных имели причинную интерпретацию. Мы не думаем, что контрольные переменные «так же хороши, как и выбранные случайным образом», и нам не важно, в какой мере это действительно так. У контрольных переменных есть работа: они являются основой для предпосылки об условной независимости, которая является центральной в современном регрессионном анализе. Если контрольные переменные делают эту работу хорошо, то можно утверждать, что коэффициент β отражает (причинный) эффект воздействия.

Современный подход к регрессии основывается на том, что у аналитика есть данные о контрольных переменных, которые позволяют проводить сравнения «яблок с яблоками» по

интересующей переменной. Дейл и Крюгер (2002) объясняют, что это значит в их исследовании:

Если при условии зачисления абитуриенты выбирают колледж по причинам, которые не зависят от ненаблюдаемых факторов, определяющих их заработок, тогда абитуриенты, которые были приняты и отвергнуты одним и тем же набором университетов, имели бы одинаковое ожидаемое значение этих ненаблюдаемых факторов, которые содержатся в ошибках модели. Следовательно, предлагаемое нами решение проблемы выбора колледжа состоит в том, чтобы включить неограниченный набор фиктивных переменных, описывающих группы абитуриентов, которые получили одинаковые решения о зачислении (то есть одинаковую комбинацию приемов и отказов) из одного и того же набора колледжей.

В нашем анализе данных Дейла и Крюгера (см. главу 2 в Angrist & Pischke 2015) оценки, полученные на основе регрессии без контрольных переменных, свидетельствуют о большом эффекте воздействия частного колледжа на заработки величиной 13,5 лог-пунктов. Этот эффект уменьшается до 8,6 лог-пунктов после контроля баллов SAT учащегося, дохода его семьи и еще нескольких демографических переменных. Однако после контроля списка колледжей, в которые студенты подавали заявления и были приняты (с использованием множества фиктивных переменных), остается лишь небольшой и статистически незначимый эффект — менее 1 процента.

Анализ изменения оценок с включением новых контрольных переменных — то есть сравнение результатов, полученных без каких-либо контрольных переменных, результатов, полученных при «грубом» контроле и результатов с переменными, которые более правдоподобно решают проблему смещения выборки, — дает очень полезную информацию. Это сравнение помогает студентам понять, почему последняя модель с большей вероятностью будет иметь причинно-следственную интерпретацию, чем первые две.

Во-первых, при обсуждении этих результатов мы отмечаем, что большое преимущество в заработках выпускников частных колледжей, очевидно, обусловлено эффектом смещения выборки. На это указывает тот факт, что данное преимущество исчезает после контроля характеристик учащихся, которыми они обладали до начала обучения — в нашем случае, их амбиции и способности, — отраженные в наборе колледжей, в которые они подавали документы и в которые были приняты. Конечно, даже после контроля этих характеристик эффект смещения выборки все еще может присутствовать. Но поскольку эти контрольные переменные предшествуют решению абитуриента о зачислении в колледж, они не могут быть следствием обучения в частном колледже. Они должны быть связаны с различиями в Y_{0i} , которые и вызывают смещение оценок. Таким образом, устранение этих различий, то есть сравнение учащихся с аналогичными показателями Y_{0i} , вероятно, позволит более корректно оценить эффект воздействия колледжа в сравнении с ситуацией, когда для его оценки используется регрессия, не включающая эти переменные.

Мы также показываем нашим студентам, что после контроля на список колледжей переменные, отражающие индивидуальные способности (баллы SAT) и семейные характеристики (доход семьи), перестают коррелировать с фактом обучения в частном колледже. При этом получаемое нулевое преимущество в заработках оказывается поразительно нечувствительным к добавлению каких-либо других контрольных переменных. Этот аргумент основывается на формуле для смещения оценки, вызванного пропущенной переменной, которую мы рассматриваем как своего рода «золотое правило» для современного прикладного экономиста, использующего в своей работе регрессии. Наши регрессионные оценки показывают устойчивость к включению других переменных, которую мы бы ожидали иметь при хорошо организованном рандомизированном исследовании.

Используя ту же самую формулу для смещения, мы отмечаем, что даже если есть другие пропущенные переменные, то те, которые положительно коррелируют с обучением в частном колледже, вероятно, также будут положительно коррелировать и с заработком. Даже если эти переменные остаются пропущенными, их пропуск означает то, что получаемые оценки переоценивают премию за частный колледж, как бы мала она ни была.

Подобные эмпирические примеры демонстрируют современный подход к регрессии, подчеркивая нюансы в предпосылках, необходимых для причинной-следственной интерпретации параметров регрессии.⁷ Если предпосылка об условной независимости нарушается, регрессия не в состоянии помочь оценить эффект воздействия, и, вероятно, получаемые оценки будут вводить в заблуждение. В противном же случае надежда есть. Увы, темы, которые доминируют в преподавании эконометрики, включая обширные обсуждения классических предпосылок регрессии, функциональной формы, мультиколлинеарности, а также вопросов, связанных со статистическими расчетами и эффективностью, несопоставимы по своей важности с этой предпосылкой типа «живи или умри».

Это не означает, что делать причинно-следственные выводы с использованием регрессионного анализа теперь стал проще. Вопрос о том, что представляет собой «хорошая» контрольная переменная, является одним из наиболее сложных в эмпирической практике. Переменные-кандидаты должны оцениваться по тому, делают ли они предпосылку об условной независимости более правдоподобной, и часто это трудно понять. Потому с нашими студентами мы обсуждаем много примеров регрессий, все они интересные, но некоторые из них более убедительные, чем другие.

Особого внимания требует тот факт, что не все контрольные переменные являются «хорошими», даже если они связаны как с P_i , так и с Y_i . Конкретные примеры и вопросы для обсуждения — «Должны ли вы контролировать занятия в уравнении заработной платы, предназначенном для оценивания экономической отдачи от образования?» — освещают проблему «плохих» контрольных переменных и, следовательно, требуют времени для обсуждения в аудитории (и в наших книгах, см. Angrist & Pischke 2009, 2015).

«Прими или откажись»: классические опасения в регрессионном анализе⁸

Проще всего использовать предпосылку об условной независимости в регрессионной модели, где эффект воздействия предполагается одинаковым для всех (как это предполагалось в примерах выше). Хотя это является привлекательным упрощением для образовательных целей, ключевые выводы, получаемые исходя из этого предположения, являются универсальным. Пока регрессионная функция достаточно гибка, параметр, отражающий интересующий эффект влияния, представляет собой средневзвешенное среднее эффектов для отдельных подгрупп, выделяемых в соответствии со значениями контрольных переменных. Фактически, в случае дискретных контрольных переменных регрессия может рассматриваться как метод мэтчинга (*англ.* matching estimator), который автоматически оценивает множество гетерогенных эффектов влияния и выдает единственный показатель — их взвешенное среднее.

В более общем смысле, линейность регрессии лучше всего рассматривать как удобное приближение к возможным нелинейным функциональным формам. Это подтверждается новаторскими теоретическими исследованиями, такими как White (1980a) и Chamberlan (1982). Насколько нам известно, первым учебником, в котором освещается это свойство регрессии, является Goldberger (1991), который никогда широко не использовался и редко встречается в бакалавриате. Angrist (1998), Angrist & Krueger (1999) и наш учебник для бакалавров

⁷В недавней публикации Arcidiacono, Aucejo & Hotz (2016) используют стратегию Дейла и Крюгера для того, чтобы оценить эффект воздействия от обучения в разных кампусах Университета Калифорнии на вероятность (и время до) получения диплома и выбор специализации.

⁸В оригинале ‘Take It or Leave It: Classical Regression Concerns.’ ‘Take It or Leave It’ — название песни группы *Rolling Stones* из альбома 1966 г. *Aftermath* — *прим. редактора*.

(Angrist & Pishke 2009) развивают теоретический аргумент о том, что регрессия представляет собой вариант мэтчинга (см. также Yitzhaki 1996).

Важным следствием этого взгляда на регрессию как на средство аппроксимации и мэтчинга является понимание того, что предположения, лежащие в основе базовой линейной регрессии, являются одновременно и неправдоподобными, и неважными. Гетероскедастичность возникает естественным образом в результате вариации в расстояниях между предсказаниями регрессии и значениями базовой функции условного среднего, которую она аппроксимирует. Но тот факт, что качество «подгонки» может варьироваться, не умаляет значение регрессии как инструмента, позволяющего обобщить эффекты воздействия, имеющие экономический смысл.

Классические предпосылки регрессии полезны для оценивания стандартных ошибок. Они упрощают математику, и получаемая формула стандартной ошибки раскрывает особенности данных, которые влияют на статистическую точность. Однако, как бы то ни было, эти вопросы занимают немного нашего учебного времени. Мы не останавливаемся на статистических тестах для проверки нарушения классических предпосылок или на способах исправления этих нарушений, существующих в рамках обобщенного метода наименьших квадратов. На наш взгляд, большую часть того, что обычно преподается в рамках вводного курса в бакалавриате, можно заменить фразой «используйте робастные стандартные ошибки». Избегая «слепого» полагания на асимптотические свойства, мы предлагаем нашим студентам следовать текущей практике исследований. Как отмечалось Уайтом (1980b) и другими, робастное оценивание стандартных ошибок учитывает статистические последствия гетероскедастичности и нелинейности в кросс-секционных данных. Аналогично, с автокорреляцией в данных временных рядов можно справиться с помощью стандартных ошибок, оцениваемых по методу Newey & West (1987), в то время как кластерные методы учитывают корреляцию между объектами наблюдения в кросс-секционных или панельных данных (Moulton 1986; Arellano 1987; Bertrand, Duflo & Mullainathan 2004).

Другая земля: учебники по эконометрике и преподавание⁹

Традиционные учебники по эконометрике скупы на эмпирические примеры. В классическом учебнике Johnston (1972) первое эмпирическое приложение представляет собой однофакторную регрессию, связывающую число жертв на дорогах с количеством лицензированных транспортных средств. Пример фокусируется на вычислениях, что понятно для того времени, но Джонстон не объясняет, почему связь между инцидентами и лицензиями интересна или что могут означать полученные оценки. Первый эмпирический пример в учебнике Gujarati (1978) является более содержательным: это производственная функция Кобба-Дугласа, которая оценивается на нескольких годовых наблюдениях. Производственные функции, неявно предполагающие причинно-следственные связи, являются фундаментальным «строительным блоком» в экономической теории. В своем обсуждении Гуджарати тщательно интерпретирует величины получаемых оценок и обсуждает, согласуются ли эти оценки с предположением о постоянной отдаче от масштаба. Но это приложение не появляется до стр. 107.

Спустя десятилетия реальные эмпирические примеры все еще редко встречались в ведущих учебниках, при этом их изложение часто фокусировалось на математических и статистических деталях. В статье, опубликованной 16 лет назад в данном журнале (*прим. редактора: Journal of Economic Perspectives*), Becker & Greene (2001) представили обзор учебников по эконометрике и преподавания на рубеже тысячелетий:

⁹В оригинале “In Another Land: Econometrics Texts and Teaching.” “In Another Land” — название песни группы *Rolling Stones* из альбома 1967 г. *Their Satanic Majesties Request* — *прим. редактора*.

Эконометрику и статистику часто преподают как разделы математики, даже если они преподаются в бизнес-школах... В учебниках и учебных материалах основное внимание уделяется представлению и объяснению теоретических и технических деталей, а не практическим приложениям, которые при этом часто подготавливаются в соответствии с требованиями изучаемых процедур... приложения редко основаны на событиях, о которых сообщают финансовые газеты, деловые журналы или академические журналы по экономике.

Следуя более широкой тенденции к эмпиризму в экономических исследованиях (об этом см. Hammermesh 2013 и Angrist, Azoulay, Ellison, Hill & Lu 2017), сегодняшние тексты более эмпирические, чем те, на смену которым они пришли. В частности, современные эконометрические учебники с большей вероятностью, чем те, которые были описаны Беккером и Грином, интегрируют эмпирические примеры и часто содержат в себе доступ к веб-сайтам, где студенты могут найти реальные экономические данные для практических упражнений.

Но новости на «фронте» учебников не все хорошие. Многие из примеров, которые содержатся в сегодняшних учебниках, все еще абстрактны или плохо мотивированы. Однако еще более разочаровывающим, чем неравномерное качество эмпирических приложений в современных учебниках, является их неспособность обсуждать современные эмпирические методы. Кроме учебника Stock & Watson (2015), который ближе всего соответствует современной повестке дня, ни в одном из современных учебников по эконометрике для бакалавров, рассмотренных ниже, не упоминается, например, разрывный регрессионный дизайн. Кроме того, мало где обсуждаются возможные нарушения предпосылок метода разность-разностей, хотя он уже повсеместно используется при оценке воздействия мер государственной политики. Эконометрические учебники остаются ориентированными на материалы, которые становятся все менее связанными с эмпирическими исследованиями.

Чтобы придать данным замечаниям более твердое эмпирическое обоснование, мы проанализировали содержание двенадцати книг (полный список представлен в онлайн-приложении в таблице A1), шесть из которых были написаны в 1970-х годах, а шесть других пользуются спросом в настоящее время. Список классических текстов был составлен на основе таблицы 1 из Becker & Green (2001), которая представляет собой перечень учебников для бакалавров, популярных на момент написания их работы. Мы купили копии первых или вторых изданий этих учебников. Список включает в себя Kmenta (1971), Johnston (1972), Pindyck & Rubinfeld (1976), Gujarati (1978), Intriligator (1978) и Kennedy (1979).

В 1970-х годах разделение между учебниками бакалаврского уровня и уровня выше было менее выражено. В отличие от современных учебников, некоторые из более старых учебников используют линейную алгебру. Intriligator (1978), Johnston (1972) и Kmenta (1971) являются более продвинутыми, чем другие три. Потому мы проводим анализ содержания учебников 1970-х как с учетом, так и без учета этих трех учебников.

Выбранные нами современные учебники представляют собой шесть учебников, наиболее часто встречающихся в списках литературы к курсам, согласно информации с сайта Open Syllabus Project (<http://opensyllabusproject.org>). Более конкретно, наши «лидеры рынка» — это учебники, занимающие верхние строчки списка, полученного в результате поиска (с помощью поисковика сайта) по слову *economics* и затем по слову *econometrics*. Список включает в себя Kennedy (2008), Gujarati & Porter (2009), Stock & Watson (2015), Wooldridge (2016), Dougherty (2016) и Studenmund (2017).¹⁰

¹⁰Эти книги также высоко котируются в эконометрической категории книг на Amazon и являются лидерами рынка в данных по продажам Nielsen в 2013 и 2014 гг. Отметим, что Dougherty (2016) занимает восьмое место в списке Open Syllabus, но шестое место — Hayashi (2000) — явно является учебником уровня выше бакалаврского, а седьмое место — Maddala (1977) — издан достаточно давно.

Таблица 1: Описание тем

Однофакторная регрессия	Базовое представление однофакторной регрессионной модели, интерпретация параметров
Свойства регрессии	Получение оценок, классические предположки, математические свойства оценок (например, несмещенность), анатомия регрессии, теорема Гаусса-Маркова
Получение регрессионных оценок	Получение стандартных ошибок коэффициентов, получение предсказанных значений, тестирование гипотез, доверительные интервалы, R-квадрат, анализ дисперсии
Многофакторная регрессия	Общее обсуждение многофакторной регрессионной модели, интерпретация ее параметров
Смещение пропущенных переменных	Смещение оценок вследствие пропуска переменной в регрессионных моделях
Нарушение предположек регрессии и способы их корректировки	Обсуждение нарушений классических предположек (гетероскедастичность, серийная корреляция, ненормальность, стохастичность регрессоров, мультиколлинеарность, включение нерелевантных переменных, обобщенный метод наименьших квадратов)
Функциональная форма	Обсуждение вопросов выбора функциональной формы и параметризация модели, включая использование фиктивных переменных и логарифмирование, модели с ограниченной зависимой переменной и другие нелинейные модели
Инструментальные переменные	Метод инструментальных переменных, двухшаговый МНК и другие методы оценивания (например, метод максимального правдоподобия с ограниченной информацией и другие методы оценивания из k-семейства), использование инструментальных переменных для решения проблемы пропущенной переменной и проблемы ошибок в переменных
Модели одновременных уравнений	Обсуждение моделей, состоящих из нескольких уравнений, включая их идентификацию, а также оценки, получаемые в рамках системы внешне несвязанных уравнений и трехшагового МНК
Панельные данные	Методы анализа панельных данных, включая определение и оценивание моделей с фиксированными и случайными эффектами, анализ объединенных данных и сгруппированных данных.
Временные ряды	Анализ временных рядов, включая модели с распределенным лагом, стохастические процессы, интегрированные авторегрессии-скользящие средние, векторные авторегрессии и тестирование на единичный корень. Этот блок не включает в себя обсуждение проблемы автокорреляции ошибок
Установление причинно-следственной связи	Обсуждение эффектов воздействия и причинно-следственная интерпретация эконометрических оценок, цель проведения и интерпретация рандомизированных экспериментов, угрозы для причинно-следственной интерпретации оценок, включая смещение выборки
Метод разностей	Метод разность разностей, оценки и предположения
Разрывный регрессионный дизайн	Четкий и нечеткий разрывный регрессионный дизайн

Понимая, что такие усилия всегда будут несовершенными, мы классифицировали содержание книг по категориям, показанным в таблице 1. Эта классификация охватывает подавляющее большинство материалов в книгах из нашего списка, а также во многих других, которые мы использовали или читали ранее. Наша классификация охватывает три метода, рост использования которых был наиболее впечатляющим согласно библиометрическим данным, представленным в Panhans & Singleton (2017) — это метод инструментальных переменных, разрывный регрессионный дизайн и метод разность разностей. Мы подсчитываем число страниц, посвященных каждой теме, опуская материал, представленный в приложениях и упражнениях, а также вспомогательный материал по математике и статистике. Независимо от этого, мы также подсчитывали число страниц, посвященных реальным эмпирическим примерам, то есть представлению эконометрических результатов, полученных на реальных экономических данных. В этой схеме подсчета не учитываются множество примеров, в которых используются вымышленные цифры.

Не утихает...¹¹

Большинство учебников 1970-х имеют схожую структуру: изложение обычно начинается с представления регрессионной модели для какой-либо экономической переменной с обязательным предположением о том, что условное математическое ожидание ошибки равно нулю или что ошибки некоррелированы с регрессорами. Цель построения такой модели — отражает ли она причинно-следственную связь, является статистическим инструментом для прогнозирования, или же представляет функцию условного математического ожидания — обычно непонятна.

После представления модели обычно следует перечень технических предпосылок, таких как гомоскедастичность, детерминированность (нестохастичность) регрессоров и отсутствие мультиколлинеарности. Эти предпосылки используются для того, чтобы оценки МНК имели хорошие статистические свойства: несмещенность, простые формулы для стандартных ошибок, а также для формулирования теоремы Гаусса-Маркова (согласно которой МНК дает лучшие несмещенные оценки в классе линейных оценок, BLUE). Как мы показываем в таблице 2, эта дискуссия о свойствах регрессии занимает в среднем 11-12% от содержания классических учебников. Вывод регрессионных оценок, что обычно следует далее, занимает примерно 13% всего объема.

Тема, которой уделяется больше всего места (в среднем примерно 20% от общего числа страниц) в классических учебниках — это нарушения предпосылок регрессии и их корректировка. Сюда входит диагностика и «первая помощь» в случаях автокорреляции, гетероскедастичности и мультиколлинеарности. «Лекарство» от большинства из этих «болезней» приходит в виде обобщенного метода наименьших квадратов. Еще одна важная тема в старых учебниках — это модели одновременных уравнений, занимающие 14% страничного пространства (в более простых текстах). Процент страниц, которые отводятся для ортодоксальных моделей одновременных уравнений, возрастает до 18%, если в выборку включены более продвинутые учебники. По иронии судьбы, нарушения предпосылок регрессии и их корректировка занимают еще больше места, если исключить из рассмотрения более продвинутые учебники. Эти более старые учебники также уделяют значительное место временным рядам, в то время как панельным данным внимания уделяется мало.

Примечательной чертой таблицы 2 является то, насколько распределение тем в современных учебниках похоже на распределение тем в старых классических учебниках. Как и в Каменном веке, более половины содержания современных учебников посвящено свойствам регрессии, выводу оценок, функциональной форме, а также нарушениям предпосылок и их

¹¹В оригинале “Not Fade Away” — название песни группы *Rolling Stones* из альбома 1964 г. Big Hits — прим. редактора.

Таблица 2: Покрытие тем в классических и современных учебниках (в %% от общего числа страниц)

Тема	Учебники 1970-х	Учебники за исключением продвинутых текстов	Современные учебники
Однофакторная регрессия	2,5	3,6	2,8
Свойства регрессии	10,9	11,9	9,9
Получение регрессионных оценок	13,2	13,3	14,6
Многофакторная регрессия	3,7	3,7	6,4
Смещение вследствие пропуска переменной	0,6	0,5	1,8
Нарушение предпосылок регрессии и способы их корректировки	18,4	22,2	16,0
Функциональная форма	10,2	9,3	15,0
Инструментальные переменные	7,4	5,1	6,2
Модели одновременных уравнений	17,5	13,9	3,6
Панельные данные	2,7	0,7	4,4
Временные ряды	12,3	15,2	15,6
Установление причинно-следственной связи	0,7	0,7	3,0
Метод разность разностей	—	—	0,5
Разрывный регрессионный дизайн	—	—	0,1
Эмпирические примеры	14,0	15,0	24,4

Примечание: мы классифицировали содержание 12 учебников по эконометрике, 6 из 1970-х и 6 современных (подробности описаны в тексте). Выбранные классические тексты: Kmenta (1971), Johnston (1972), Pindyck & Rubinfeld (1976), Gujarati (1978), Intriligator (1978) и Kennedy (1979). Современные тексты: Kennedy (2008), Gujarati & Porter (2009), Stock & Watson (2015), Wooldridge (2016), Dougherty (2016) и Studenmund (2017). В таблице представлено число страниц, посвященных той или иной теме, выраженное в процентах от общего числа страниц в учебниках. Общее число таких страниц дает в сумме 100%. Место, отводимое под эмпирические примеры, выражено в процентах от общего числа страниц в книге. Информация в столбце «Учебники 1970х за исключением продвинутых текстов» приведена за исключением книг Kmenta (1971), Johnston (1972) и Intriligator (1978). Прочерк означает, что данная тема не представлена в учебниках.

корректировкам. Самым очевидным изменением является сокращение места, выделяемого для моделей одновременных уравнений. Это, по-видимому, отражает снижение использования ортодоксальных моделей одновременных уравнений, особенно в макроэкономике. В результате освободилось немного места для панельных данных и (причинно-следственных) эффектов воздействия, но наибольшее расширение получил вопрос функциональной формы (в основном, это касается моделей дискретного выбора и моделей с ограниченными зависимой переменной).

Некоторые учебники из нашего списка претерпели несколько изданий, а их первые издания были опубликованы еще в Каменном веке. Возможно, неудивительно, что распределение тем в Gujarati & Porter (2009) очень похоже на распределение тем в Gujarati (1978). Однако более недавние участники рынка учебников также не слишком отклоняются от классического шаблона. Положительным моментом является то, что новые учебники хотя бы чаще упоминают современные темы.

Нижний ряд таблицы 2 показывает умеренное использование эмпирических примеров в Каменном веке: около 15% всех страниц в классических учебниках по эконометрике посвящено иллюстрациям с использованием реальных данных. Эта средняя цифра скрывает

значительную вариацию: от нуля (т.е., вообще без примеров) до более чем одной трети всего страничного пространства. Примечательно, что самым эмпирически ориентированным учебником в нашем списке из двенадцати книг остается один из классических учебников Pindyck & Rubinfeld (1976). Несмотря на то, что среди более современных учебников в среднем более 24% отводится на эмпирические примеры, ни один современный текст не соответствует их охвату примерами.¹²

BLUE становится серым: содержание курсов по эконометрике¹³

Многие преподаватели эконометрики в значительной степени полагаются на собственные лекционные материалы, используя учебники в качестве дополнения или источника упражнений. Поэтому, возможно, что современная эмпирическая парадигма в большей степени отражена в содержании курсов и списках литературы, чем в учебниках. Чтобы проверить это предположение, мы собрали программы курсов и содержательную структуру лекций для курсов по эконометрике для бакалавров из широкого круга колледжей и университетов.¹⁴

Наша выборка охватывает десять крупнейших кампусов среди каждого из восьми типов учебных заведений. Это исследовательские университеты (очень высокая активность), исследовательские университеты (высокая активность), докторантура/исследовательские университеты и бакалаврские колледжи, и при этом каждый из этих четырех типов разделяется на государственные и частные образовательные учреждения. Полученная выборка включает в себя очень разные институты, такие как Университет штата Огайо, Нью-Йоркский университет, Гарвардский университет, Университет Восточной Каролины, Американский университет, Военная академия США, Техасский христианский университет, Колледж Кельвин и Колледж Хоуп. Нам удалось собрать программы курсов по 38 из 80 выделенных учреждений. Каждый из восьми типов учебных заведений представлен в нашей выборке, но более крупные и престижные институты представлены в большей степени. Большинство курсов преподаются с 2014 г., самый ранний — с 2009 г. Несколько учебных заведений представлены более чем одним курсом, но такие наблюдения мы усредняем, и потому в итоге каждый институт представлен только одним наблюдением в наших данных. В приложении, доступном по ссылке <http://e-jep.org>, представлен полный список 38 институтов нашей выборки.

Для каждого учебного заведения мы отмечали, охватываются ли темы, перечисленные в таблице 1, в курсах по эконометрике. Для подвыборки институтов также были доступны подробные планы лекций, в которых указано время, посвященное каждой теме. Стоит отметить, что объем информации, которую можно почерпнуть из программ курсов и списков литературы, сильно зависит от конкретного курса. Например, большинство программ включают в себя тему, которую мы классифицируем как множественная регрессия, но некоторые программы не включают тему «получение регрессионных оценок» отдельно, по-видимому, рассматривая ее внутри модуля, посвященного регрессии, и не выделяют ее в списке литературы. В результате, более широкие темы оказываются более представленными.

С учетом этого получается, что распределение времени по разным темам в рамках лекций (см. таблицу 3) очень напоминает распределение места в учебниках по эконометрике. В частности, более половины времени уходит на свойства регрессии, вывод оценок, нарушения предпосылок регрессии и их корректировку, а также на функциональную форму. В соответствии с этим распределением второй столбец таблицы 3 показывает, что, за исключением свойств регрессии, эти темы отражены в большинстве списков литературы к курсам. Тема

¹²Средний уровень занижается из-за того, что один учебник в нашем списке совсем не содержит эмпирических примеров. Наше видение того, как современный учебник по эконометрике для бакалавров может быть структурирован вокруг эмпирических примеров, отражено в нашей книге Angrist & Pischke (2015).

¹³В оригинале “BLUE Turns to Grey: Econometrics Course Coverage” — аллюзия на название песни “Blue Turns to Grey” группы Rolling Stones из альбома 1966 г. Stone Age — прим. редактора.

¹⁴Мы благодарим Энрико Моретти за совет провести этот анализ.

«свойства регрессии» очень вероятно скрывается под другими названиями.

Таблица 3: Покрывание тем в курсах по эконометрике

Тема	% лекционного времени	% курсов, в которых охвачена тема
Однофакторная регрессия	11,7	100,0
Свойства регрессии	8,7	43,4
Получение регрессионных оценок	12,4	92,1
Многофакторная регрессия	10,5	94,7
Смещение вследствие пропуска переменной	1,9	28,5
Нарушение предпосылок регрессии и способы их корректировки	20,2	73,7
Функциональная форма	15,7	92,1
Инструментальные переменные	3,9	51,8
Модели одновременных уравнений	0,4	19,3
Панельные данные	3,6	36,8
Временные ряды	5,0	45,6
Установление причинно-следственной связи	2,5	25,4
Метод разность разностей	2,0	27,2
Разрывный регрессионный дизайн	1,4	16,7
Число учебных заведений	15	38

Примечание: первый столбец показывает процент аудиторного времени, посвященного каждой теме в среднем по 15 образовательным учреждениям, по которым нам удалось найти детальные программы курсов. Значения в этом столбце дают в сумме 100%. Столбец «% курсов, в которых охвачена тема» показывает процент курсов по эконометрике, в которых освещается та или иная тема для 38 образовательных учреждений, для которых мы нашли списки литературы для чтения по курсам по эконометрике.

Параллельно с учебным материалом, описанным в таблице 2, наша анализ распределения лекционного времени показывает, что в среднем чуть менее 6% материалов курса по эконометрике посвящено темам, связанным с причинно-следственными эффектами, методом разность разностей и прерывным регрессионным дизайном. Это скромный шаг вперед по сравнению со средним показателем представленности этих тем в современных учебниках, составляющим 3,6%. Метод инструментальных переменных с одним уравнением занимает 3,9% времени лекций, что меньше, чем в среднем по учебникам, как старым, так и новым.

Всегда обращая внимание на светлую сторону жизни, мы с радостью отмечаем, что, как показывает таблица 3, более четверти отобранных нами преподавателей выделяют в своих курсах некоторое время на причинно-следственные связи и метод разность-разностей. «Здоровое» меньшинство (примерно 17%) также находит время хотя бы для некоторого обсуждения разрывного регрессионного дизайна. Это говорит о том, что преподаватели по эконометрике опережают «книжный рынок». Многие молодые преподаватели будут использовать современные эмпирические методы в своих диссертациях, поэтому они, вероятно, захотят поделиться этим материалом со своими студентами. Авторы учебников, вероятно, в среднем старше, чем преподаватели, и поэтому реже имеют собственный опыт работы с методами, составляющими основу современной причинно-следственной парадигмы в эконометрике.

Время вышло¹⁵

В преподавании эконометрики в бакалавриате давно назрели серьезные изменения. Во-первых, необходимо перенести акцент с моделей и математики на анализ причинно-следственных связей и эмпирические примеры. Во-вторых, нужно изменить отношение к регрессии и рассматривать ее не как способ многомерного моделирования экономических процессов, а как инструмент для статистических сравнений «при прочих равных». В-третьих, следует уделять гораздо больше внимания современным квази-экспериментальным методам.

Мы понимаем, что меняться сложно. Лет десять назад списки литературы для чтения к нашим собственным курсам выглядели очень похоже на те, которые мы проанализировали в данной работе. Но наш подход к обучению эволюционировал, поскольку мы столкнулись с очень тревожным разрывом между тем, что мы делаем, и тем, чему мы учим. Эконометрика, которую мы используем в наших исследованиях, интересна, актуальна и удовлетворительна.

Почему же наши студенты не должны тоже получать некоторое удовлетворение?¹⁶

Список литературы

- Angrist, J.D. (1998). Estimating the labor market impact of voluntary military service using social security data on military applicants. *Econometrica* 66(2), 249–288.
- Angrist, J.D. & P. Azoulay, G. Ellison, R. Hill & S. Lu (2017). Economic research evolves: Citations fields and styles. *American Economic Review: Papers & Proceedings* 107(5), 293–297.
- Angrist, J.D. & A.B. Krueger (1999). Empirical strategies in labor economics. Глава 23 в *Handbook of Labor Economics*, том 3, под редакцией О. Ashenfelter & D. Card, стр. 1277–1366. Elsevier.
- Angrist, J.D. & J.-S. Pischke (2009). *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton University Press.
- Angrist, J.D. & J.-S. Pischke (2010). The credibility revolution in empirical economics: How better research design is taking the con out of econometrics. *Journal of Economic Perspectives* 24(2), 3–30.
- Angrist, J.D. & J.-S. Pischke (2015). *Mastering 'Metrics: The Path from Cause to Effect*. Princeton University Press.
- Arcidiacono, P., E.M. Aucejo & V.J. Hotz (2016). University differences in the graduation of minorities in STEM fields: Evidence from California. *American Economic Review* 106(3), 525–562.
- Arellano, M. (1987). Computing robust standard errors for within-groups estimators. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 49(4), 431–434.
- Ayres, I. (2007). *Super Crunchers*. Bantam Books.
- Becker, W.E. & W.H. Greene (2001). Teaching statistics and econometrics to undergraduates. *Journal of Economic Perspectives* 15(4), 169–182.
- Bertrand, M. E. Duflo & S. Mullainathan (2004). How much should we trust differences-in-differences estimates? *Quarterly Journal of Economics* 119(1), 249–275.
- Bowen, D.E. III, L. Frésard & J.P. Taillard (2016). What's your identification strategy? Innovation in corporate finance research. *Management Science* 63(8), 2529–2548.
- Brynjolfsson, E. & A. McAfee (2011). The big data boom is the innovation story of our time. *The Atlantic*, 21 ноября.
- Chamberlain, G. (1982). Multivariate regression models for panel data. *Journal of Econometrics* 18(1), 5–46.
- Christian, B. (2012). The A/B test: Inside the technology that's changing the rules of business. *Wired*, 25 апреля.

¹⁵В оригинале “Out of Time” — название песни группы *Rolling Stones* из альбома 1966 г. *Aftermath* — прим. редактора.

¹⁶Аллюзия на название песни “(I Can't Get No) Satisfaction” группы *Rolling Stones* из альбома 1965 г. *Out of Our Heads* — прим. редактора.

- Dale, S.B. & A.B. Krueger (2002). Estimating the payoff to attending a more selective college: An application of selection on observables and unobservables. *Quarterly Journal of Economics* 117(4), 1491–1527.
- Dougherty, C. (2016). *Introduction to Econometrics*. Oxford University Press, 5-е издание.
- Fuchs-Schündeln, N. & T.A. Hassan (2016). Natural experiments in macroeconomics. Глава 12 в *Handbook of Macroeconomics*, том 2, под редакцией J.B. Taylor & H. Uhlig, стр. 923–1012. Elsevier.
- Goldberger, A.S. (1991). *A Course in Econometrics*. Harvard University Press.
- Gujarati, D.N. (1978). *Basic Econometrics*. McGraw-Hill.
- Gujarati, D.N. & D.C. Porter (2009). *Basic Econometrics*. McGraw-Hill, 5-е издание.
- Hamermesh, D.S. (2013). Six decades of top economics publishing: Who and how? *Journal of Economic Literature* 51(1), 162–172.
- Hayashi, F. (2000). *Econometrics*. Princeton University Press.
- Intriligator, M.D. (1978). *Econometric Models, Techniques, and Applications*. Prentice Hall.
- Johnston, J. (1972). *Econometric Methods*. McGraw-Hill, 2-е издание.
- Kennedy, P. (1979). *A Guide to Econometrics*. MIT Press.
- Kennedy, P. (2008). *A Guide to Econometrics*. Blackwell Publishing, 6-е издание.
- Kmenta, J. (1971). *Elements of Econometrics*. Macmillan Company.
- Kohavi, R. (2015). Online controlled experiments: Lessons from running A/B/n tests for 12 years. *Proceedings of 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, ACM.
- Maddala, G.S. (1977). *Econometrics*. McGraw-Hill.
- Moulton, B.R. (1986). Random group effects and the precision of regression estimates. *Journal of Econometrics* 32(3), 385–397.
- Newey, W.K. & K.D. West (1987). A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica* 55(3), 703–708.
- Panhans, M.T. & J.D. Singleton (2017). The empirical economist’s toolkit: From models to methods. *History of Political Economy* 49(supplement), 127–157.
- Pindyck, R.S. & D.L. Rubinfeld (1976). *Econometric Models and Economic Forecasts*. McGraw-Hill.
- Stock, J.H. & M.M. Watson (2015). *Introduction to Econometrics*. Pearson, 3-е издание.
- Studenmund, A.H. (2017). *Using Econometrics: A Practical Guide*. Pearson, 7-е издание.
- Summers, A.A. & B.L. Wolfe (1977). Do schools make a difference? *American Economic Review* 67(4), 639–652.
- White, H. (1980a). Using least squares to approximate unknown regression functions. *International Economic Review* 21(1), 149–170.
- White, H. (1980b). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica* 48(4), 817–838.
- Wooldridge, J.M. (2016). *Introductory Econometrics: A Modern Approach*. Cengage Learning, 6-е издание.
- Yitzhaki, S. (1996). On using linear regressions in welfare economics. *Journal of Business & Economic Statistics* 14(4), 478–486.

Undergraduate econometrics instruction: through our classes, darkly

Joshua D. Angrist

Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, USA

Jörn-Steffen Pischke

London School of Economics, London, United Kingdom

The past half-century has seen economic research become increasingly empirical, while the nature of empirical economic research has also changed. In the 1960s and 1970s, an empirical economist's typical mission was to "explain" economic variables like wages or GDP growth. Applied econometrics has since evolved to prioritize the estimation of specific causal effects and empirical policy analysis over general models of outcome determination. Yet econometric instruction remains mostly abstract, focusing on the search for "true models" and technical concerns associated with classical regression assumptions. Questions of research design and causality still take a back seat in the classroom, in spite of having risen to the top of the modern empirical agenda. This essay traces the divergent development of econometric teaching and empirical practice, arguing for a pedagogical paradigm shift.

Эконометрика в российских региональных вузах: результаты опроса участников программ повышения квалификации Фонда Егора Гайдара*

Алексей Ощепков[†]

*Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
Москва, Россия*

Татьяна Трофимова[‡]

Фонда Егора Гайдара, Москва, Россия

Наталья Яблонскене[§]

Фонда Егора Гайдара, Москва, Россия

Данная работа представляет собой попытку охарактеризовать текущее состояние дел в преподавании прикладной эконометрики/экономики в российских региональных вузах. Основную информационную базу представляют результаты опроса преподавателей региональных вузов — слушателей программ повышения квалификации Фонда Егора Гайдара в 2017–2019 гг. В рамках опроса слушателям задавались как вопросы, непосредственно касающиеся их опыта преподавания (используемые учебные материалы, структура и содержание курсов, проведение практических занятий и т.д.), так и вопросы относительно их собственного опыта изучения эконометрики (до участия в программе), исследовательского опыта, а также о том, что им дало участие в программе. Анализ полученных ответов в целом подтверждает известное мнение о том, что региональные вузы в среднем отстают по уровню подготовки и квалификации в области прикладной эконометрики/экономики от ведущих столичных вузов, однако при этом анализ показывает, что существующее отставание не является хроническим и непреодолимым.

1 Введение

Сегодня без применения эконометрических методов сложно представить себе современное исследование по экономике. В течение прошлого века экономика и эконометрика развивались и эволюционировали бок о бок, однако для российского экономического образования эконометрика — дисциплина относительно новая, как, впрочем, и сама экономика. Изучение экономики западного образца ('economics') в нашей стране началось лишь в 90-е годы, но и это произошло далеко не сразу: после многих десятилетий приоритета политэкономии нужных специалистов в России практически не существовало. С тех пор ситуация, безусловно, существенно изменилась, однако не одинаково во всех российских вузах. «Несмотря на то, что прошло уже почти тридцать лет, распространение современной экономики крайне неравномерное и в целом очень медленное, — рассказывает Михаил Другов, преподаватель

*Цитировать как: Ощепков, Алексей, Татьяна Трофимова & Наталья Яблонскене (2019). «Эконометрика в российских региональных вузах: результаты опроса участников программ повышения квалификации Фонда Егора Гайдара», Квантиль, №14, стр. 21–33. Citation: Oshchepkov, Aleksey, Tatyana Trofimova & Natalya Yablonskene (2019). "Econometrics in Russian regional universities: evidence from a survey of the Yegor Gaidar Foundation", Quantile, No. 14, pp. 21–33.

[†]Адрес: 101000, Москва, улица Мясницкая, дом 20. Электронная почта: aoshchepkov@hse.ru

[‡]Адрес: 127055, Москва, улица Тихвинская, дом 2. Электронная почта: editor@gaidarfund.ru

[§]Адрес: 127055, Москва, улица Тихвинская, дом 2. Электронная почта: ny@gaidarfund.ru

нескольких совместных программ повышения квалификации Фонда Егора Гайдара и Российской экономической школы. — При этом дело не в том, переведены учебники или нет — понятно, что с английским языком обычно трудно. Но трудно даже просто прочитать учебник и качественно его рассказать, когда все до этого было абсолютно другим. Кто-то смог обратиться на стажировки и школы и усвоить этот новый взгляд, кто-то нет».

Сильные перемены произошли в столичных вузах, и сегодня содержание учебных программ по экономике и эконометрике в целом ряде из них мало отличается от содержания учебных программ западных университетов. Все чаще приглашаются сотрудники с западными степенями, преподаватели и студенты регулярно проходят исследовательские стажировки, появились многочисленные программы двойных дипломов. Однако естественно ожидать, что в региональных вузах перемены были не столь радикальны, и что эти вузы в меньшей степени смогли перестроиться на преподавание экономики и эконометрики западного образца и интегрироваться в мировую образовательную и исследовательскую среду. Как на данный момент обстоят дела с преподаванием прикладной экономики и эконометрики в российских региональных вузах?

В поисках ответа на этот вопрос мы решили обратиться к уникальному опыту Фонда Егора Гайдара.¹ Начиная с 2012 года Фонд провел несколько циклов очно-заочных программ повышения квалификации для преподавателей экономических дисциплин региональных вузов совместно с РЭШ (программы «Микроэкономика», «Макроэкономика» и «Теория организации рынков»), НИУ ВШЭ (программы «Макроэкономика» и «Прикладные эконометрические методы для преподавателей-исследователей») и МГУ им. М.В. Ломоносова (программа «Институциональная экономика»). На сегодняшний день в таких программах приняло участие около 200 преподавателей из разных регионов России. В процессе обучения и общения с сотрудниками Фонда и приглашенными экспертами участники программ делились своим преподавательским опытом, а также впечатлениями и мнениями по поводу сложности и новизны преподаваемого материала, что, на наш взгляд, позволяет косвенно охарактеризовать текущую ситуацию с преподаванием экономических дисциплин в региональных вузах.

Кроме того, в начале 2019 года Фонд провел специальный онлайн-опрос участников программы «Прикладные эконометрические методы...» с целью получить более полное представление об их опыте изучения и преподавания эконометрики, а также понять, какие элементы курса оказались для них наиболее интересными и полезными. Стоит отметить, что сама эта программа была не совсем типичной для Фонда, который ранее проводил программы повышения квалификации исключительно теоретической направленности. Решение запустить программу по методам было принято под воздействием нескольких обстоятельств. С одной стороны, было уже понятно, что повышение качества преподавания напрямую связано с улучшением исследовательских навыков самих преподавателей. Помимо аудиторной нагрузки, все преподаватели вузов контрактом обязываются вести исследовательскую деятельность и публиковаться в академических журналах. С другой стороны, на протяжении нескольких лет наблюдался стабильный интерес слушателей из регионов к онлайн-курсам курсам Фонда «Эконометрика. Вводный курс» и «Эконометрика. Введение в анализ временных рядов и панельных данных». Все вместе это было воспринято как сигнал о спросе на повышение квалификации в области прикладной эконометрики со стороны региональных вузов.

Проведенный опрос и общение с участниками программ повышения квалификации позволяют сформировать, по нашему мнению, достаточно целостную «картину», характеризующую состояние дел с преподаванием прикладной экономики/эконометрики в российских региональных вузах. Эту «картину» мы и решили описать в данной работе. Но перед этим стоит описать основные параметры программы «Прикладные эконометрические методы...» и дизайн проведенного опроса.

¹ Основная задача Фонда состоит в популяризации современного экономического знания в самых разных форматах — от публичных лекций до повышения квалификации преподавателей региональных вузов.

2 Программа «Прикладные эконометрические методы» и дизайн опроса ее участников

Программа повышения квалификации «Прикладные эконометрические методы для преподавателей-исследователей» ориентирована на преподавателей экономических дисциплин (прежде всего, прикладной экономики и эконометрики), ведущих исследовательскую работу. Программа предполагает очно-заочное обучение в течение года и включает в себя три двухнедельные очные сессии в Москве (Подмосковье) с дистанционной «поддержкой» участников экспертами между сессиями. Первая очная сессия посвящена прикладной микроэконометрике, вторая — прикладной макроэконометрике, третья — пространственной эконометрике. Занятия включают в себя как теоретические лекции, так и практические занятия (с доминированием последних), которые проводятся в компьютерных классах. На занятиях различные эконометрические модели и методы изучаются на реальных данных и содержательных эмпирических примерах с использованием различных эконометрических пакетов (Stata, R, Eviews). После окончания каждой очной сессии слушатели должны разработать и представить исследовательский мини-проект, где бы применялись какие-либо из изученных эконометрических техник. Тексты проектов отсылаются экспертам каждой сессии, которые оценивают качество работ и высылают участникам письменные комментарии.

На данный момент реализовано два потока данной программы: первый — в 2017–2018 годах, второй — в 2018–2019 годах (обучение на втором потоке еще не завершено). На каждый поток было отобрано по 20 слушателей из числа подавших заявки преподавателей экономических дисциплин региональных вузов (на первый поток программы была подана 61 заявка, на второй — 51). К участникам было выдвинуто обязательное требование предварительного успешного прохождения онлайн-курса «Эконометрика. Вводный курс». В качестве дополнительного критерия были установлен возраст до 45 лет (то есть это преподаватели, чьи студенческие годы пришлись не ранее чем на вторую половину 1990-х). Кроме того, отбор участников происходил с учетом присланных резюме и мотивационных писем. Итоговое географическое распределение участников оказалось достаточно разнообразным и представительным: в основном, это столицы субъектов Российской Федерации — Благовещенск, Владивосток, Волгоград, Вологда, Екатеринбург, Ижевск, Казань, Новосибирск, Оренбург, Ростов-на-Дону, Самара, Смоленск, Тюмень, Улан-Удэ, Уфа (перечисление по алфавиту) — и некоторые другие населенные пункты. В числе участников также были 2 человека из филиала НИУ ВШЭ в Перми и 2 человека из филиала в Санкт-Петербурге.

Принимая во внимание, что участники программы прошли достаточно строгий отбор, разумеется, трудно говорить о том, что они представляют «среднестатистических» преподавателей региональных вузов. Можно ожидать, что отобранная группа отличается от генеральной совокупности преподавателей, как минимум, более молодым возрастом, изначальным уровнем подготовки и, несомненно, степенью мотивации для развития своих профессиональных навыков. Это следует иметь в виду при рассмотрении результатов опроса.

Опрос участников проводился в декабре-январе 2019 года с помощью заполнения онлайн специально разработанной гугл-формы. В опросе приняли участие 31 из 40 участников программы, среди которых 6 мужчин и 25 женщин. Средний возраст участников составил 33,5 года, минимальный — 24 года, максимальный — 45 лет. Все участники имеют законченное высшее образование, 19 имеют ученые степени (17 — кандидаты экономических наук, 2 — кандидаты технических наук).

Следует отметить, что опрос не был анонимным — участники должны были назвать себя, что позволяет надеяться на соответствие ответов реальному положению дел. Кроме того, чтобы поднять мотивацию к участию в опросе и желание давать как можно более полные ответы (особенно на открытые вопросы), участники были изначально проинформированы о том, что результаты опроса будут использоваться в аналитических целях.

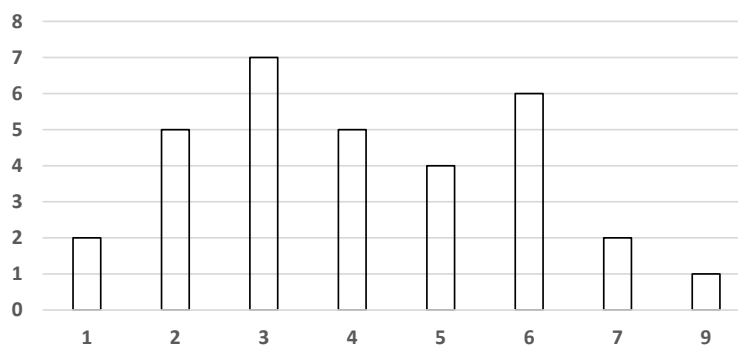
Далее мы представим результаты опроса с разбивкой на четыре основных блока: опыт изучения эконометрики слушателями (до их участия в программе), преподавательский опыт, исследовательский опыт, а также блок вопросов о том, что дало слушателям участие в программе.

3 Изучение эконометрики до участия в программе

В данном блоке участникам опроса задавался следующий основной вопрос: «В каком вузе и в рамках какой программы Вы изучали эконометрику?» Ответы выявили любопытный момент. Так, несмотря на возраст участников, чьи студенческие годы пришлись на период с середины 1990-х, далеко не у всех в вузе была эконометрика как отдельный предмет (ее не было у 8 человек), и при этом нередко она изучалась как часть статистики или математических методов в экономике (еще у 2 человек). Параллельно с этим, примерно каждый пятый (7 человек) указал в ответе на этот вопрос, что изучал эконометрику самостоятельно, с помощью дистанционных курсов (на порталах Coursera или GaidarOpenUniversity), или же назвал в качестве ответа свое участие в программе повышения квалификации «Прикладные эконометрические методы». В связи с этим неудивительно, что многие участники программы ставили перед собой цель получить знания о современных эконометрических методах и развить навыки их практического применения и параллельно получить или развить навыки работы в эконометрических пакетах. При этом, как показал процесс обучения, поиск оригинальной идеи для исследования тоже оказался проблемной областью, так что преподаватели программы в итоге предложили отчетность на выбор. «По итогам нашего курса мы требуем некий проект, созданный, возможно, даже в соавторстве, — рассказывает преподаватель программы Магина Карамышева. — Кто-то приехал уже с наработками и, используя технику и методы, которым мы обучаем, развивает свои проекты. Кому-то тяжелее с поиском идеи — и тогда мы предоставляем возможность просто продемонстрировать полученные знания и умения репликацией и некоторым расширением статьи».

Свое знание и владение методами прикладной эконометрики до прохождения программы участники оценили по 10-балльной шкале в среднем на 4,2 балла. Рис. 1 представляет общее распределение ответов.

Рис. 1: Самооценка слушателями своих знаний и навыков в прикладной эконометрике



Примечание: по оси X отложена шкала возможных оценок, по оси Y — число респондентов, выбравших соответствующую оценку. Ни один слушатель программы не выбрал оценки в 8 и 10 баллов.

Оценки колеблются в диапазоне от 1 до 9, максимальную оценку в 10 баллов не поставил себе ни один слушатель (так же, как и 8). Единственный участник, оценивший свои знания на 9 баллов, получил образование по специальности «Математические и инструментальные методы в экономике» и читает в своем вузе целый ряд курсов, включая «Эконометрику», «Анализ данных» и «Количественные методы в экономических исследованиях». Те же, кто

оценил свои изначальные знания на 1 и 2 балла, объяснили это, главным образом, тем, что о многих эконометрических темах слышали впервые только на программе, а также тем, что материал был сложный. Однако лишь 2 человека из 7 оценивших свои знания на 1-2 балла ранее не изучали эконометрику в вузе, что указывает на отличие содержания курсов по эконометрике, пройденных в вузе, от содержания программы повышения квалификации.

4 Преподавательский опыт

Из 31 участника опроса лишь один ранее не имел самостоятельного опыта преподавания (недавний выпускник). 17 человек имели опыт преподавания эконометрики, 4 — опыт преподавания прикладной экономики, а 3 преподавали и то, и другое. Еще 5 человек имели опыт преподавания других экономических дисциплин (обычно это были общий курс «Экономика», «Макроэкономика», «Экономика труда» или «Институциональная экономика»). Интересно отметить, что среди тех 24 человек, кто преподавал эконометрику или прикладную экономику, 10 не изучали эконометрику в вузах. Большинство из них компенсировали это самообразованием, главным образом, с помощью дистанционных курсов. Это указывает на существующий разрыв между спросом на преподавание прикладной экономики/эконометрики и предложением подготовленных преподавателей в региональных вузах, что, в свою очередь, подчеркивает важность программ повышения квалификации.

Структура и содержание курсов

Тем слушателям, кто имел опыт преподавания эконометрики/прикладной экономики, задавался вопрос по поводу содержания и структуры курсов: «Какие темы Вы разбирали со своими студентами и какой примерно процент времени они занимали в рамках курса?» Список тем в вопросе был изначально задан в соответствии со списком, представленном в таблицах 1, 2 и 3 в работе Дж. Ангриста и Й.-Ш. Пишке «Преподавание эконометрики в бакалавриате: мрачное впечатление» (см. данный выпуск журнала «Квантиль»), что позволяет сопоставить список тем и распределение времени на них в региональных российских вузах со списком и распределением времени, существующем в вузах США (таблица 3 в работе Ангриста и Пишке). Усредненные ответы слушателей представлены ниже в таблице 1.²

Тема, которая, судя по усредненным ответам преподавателей, занимает больше всего времени в рамках читаемых ими курсов, — «Многофакторная регрессия» (12,2%). Вместе с первыми тремя темами («Однофакторная регрессия», «Предпосылки и свойства МНК» и «Оценивание коэффициентов...») она занимает в среднем примерно 42% времени курса по эконометрике/прикладной экономике. При этом первые семь тем в сумме занимают в среднем примерно 66% времени. Темы, которые имеют прямое отношение к проблеме установления причинно-следственной связи («Установление причинно-следственной связи», «Метод инструментальных переменных», «Системы одновременных уравнений», «Метод разность разностей», «Разрывный регрессионный дизайн»), занимают 18%. Меньше всего времени уделяется разрывному регрессионному дизайну (2,1%) и методу разность разностей (2,8%). Оставшиеся примерно 16% приходятся на анализ панельных данных и временных рядов.

Как выглядят эти результаты в сравнении со структурой курсов в американских вузах (см. таблицу 3 в работе Ангриста и Пишке)? Прежде всего, отметим, что коэффициент кор-

²Отметим, что при опросе слушателей мы несколько изменили порядок следования тем по сравнению с тем порядком, который представлен у Ангриста и Пишке. Так, например, тему «Установление причинно-следственной связи» мы при опросе расположили сразу после «Проблемы пропущенной переменной», но перед «Инструментальными переменными», «Методом разность-разностей» и «Разрывным регрессионным дизайном». Анализ панельных данных и временных рядов у нас замыкали список тем. Однако в таблице 1 в целях более удобного сопоставления мы представляем список тем в том же порядке, что и в таблице 3 работы Ангриста и Пишке.

Таблица 1: Структура курсов по эконометрике, преподаваемых участниками опроса

Тема	% времени курса	% указавших тему
Однофакторная МНК-регрессия	10,7	100
Предпосылки и свойства МНК-регрессии	7,8	92
Оценивание коэффициентов, стандартные ошибки, тестирование гипотез, R-квадрат	11,2	96
Многофакторная регрессия	12,2	96
Проблема пропущенной переменной	6,1	84
Нарушение предпосылок МНК-регрессии и способы их «лечения»	10,6	88
Выбор функциональной формы	7,1	84
Метод инструментальных переменных	4,3	56
Системы одновременных уравнений	3,6	72
Анализ панельных данных	6,6	80
Анализ временных рядов	9,7	84
Установление причинно-следственной связи	5,1	68
Метод разность разностей	2,8	52
Разрывный регрессионный дизайн	2,1	44

реляции между распределением времени по ответам слушателей программы Фонда Гайдара и распределением по американским вузам составляет 0,74, что указывает на достаточно большую степень схожести распределений. Судя по результатам Ангриста и Пишке, первые четыре темы занимают в Америке примерно 43,3% времени, что практически совпадает с усредненным ответом слушателей программы по повышению квалификации (42%). Среди отдельных тем наибольший процент времени — примерно 20% — занимает «Нарушение предпосылок МНК-регрессии и способы их корректировки», и это в два раза больше, чем в российских региональных вузах. Как и в российских региональных вузах, наименьший процент времени занимают три темы: модели одновременных уравнений, разрывный регрессионный дизайн и метод разность-разностей. Однако общий процент времени, которое отводится на темы, имеющие отношение к проблеме установления причинно-следственной связи, составляет лишь 10% против 18% в российских региональных вузах. Таким образом, первое впечатление от сопоставления результатов состоит в том, что структура курсов по эконометрике в российских региональных вузах принципиально не отличается от структуры курсов по эконометрике в бакалавриатах вузов США. Более того, она оказывается даже более ориентированной на темы, связанные с установлением причинно-следственных связей. Однако важно понимать, что такой вывод очень условен по целому ряду причин. Во-первых, ответы слушателей в рамках опроса естественно содержат в себе неточности и округления, которые при относительно небольшом числе опрошенных могут сильно влиять на результаты. Во-вторых, разница частично может быть вызвана тем, что наши результаты построены по тем, кто преподавал эконометрику/прикладную экономику как в бакалавриате, так и в магистратуре, тогда как результаты Ангриста и Пишке относятся только к бакалавриату. Наконец, в-третьих, участники опроса — это недавние или текущие слушатели программы по прикладной эконометрике, ориентированной на обучение методам установления причинно-следственной связи, что могло повлиять на желание и склонность респондентов придавать большее значение именно этим методам и, в результате, повлиять на их ответы.³

³Более корректное сопоставление российских и американских практик предполагает анализ программ курсов по эконометрике в бакалавриатах российских вузов по методике Ангриста и Пишке, но это выходит далеко за рамки данной работы.

Используемые материалы

Результаты опроса показывают, что среди учебников, на которые опираются участники программы в собственном опыте преподавания эконометрики, предпочтение отдается отечественным авторам. Отечественные материалы использовали более 80% ответивших (см. таблицу 2). На втором месте по популярности идут «собственные материалы» (их использует 70%), на третьем — англоязычные ресурсы (их так или иначе использует половина респондентов), на последнем месте — разнообразные переводные материалы.

Таблица 2: Какие учебные материалы вы использовали в собственном курсе эконометрики или прикладной экономики? (возможен выбор нескольких вариантов ответа)

Учебные материалы	Число ответивших	
	человек	в процентах
Учебники и учебные материалы отечественных авторов	23	82,1
Собственные материалы	19	69,7
Англоязычные учебники или материалы	14	53,6
Переводные материалы	12	42,9

Если слушатели использовали не только собственные материалы (а тех, кто полагался только на собственные материалы, не оказалось), то их просили ответить на открытый вопрос о том, какие конкретно материалы использовались. Из наиболее популярных отечественных источников — «Эконометрика» под редакцией И.И. Елисейевой (на нее сослались 7 участников), «Эконометрика. Начальный курс» Я.Р. Магнуса, П.К. Катышева и А.А. Пересецкого (5 упоминаний), практикум по эконометрике для бакалавриата О.А. Демидовой и Д.И. Малахова (3 упоминания) и «Прикладная статистика и основы эконометрики» С.А. Айвазяна и В.С. Мхитаряна (2 упоминания). Из переводных изданий наибольшей популярностью пользуется учебник К. Доугерти «Введение в эконометрику» (5 упоминаний) и книга с одноименным названием Дж. Стока и М. Уотсона (3 упоминания). Из англоязычных материалов, помимо журнальных статей, привлекаемых в основном для разбора конкретных примеров, наибольшей популярностью (2 упоминания) пользуется «Введение в эконометрику» Дж. Вулдриджа (J. Wooldridge “Introductory Econometrics”).

Практические занятия

Как показал опрос, все преподаватели довольно много времени отводят практическим занятиям. Средняя оценка времени составляет примерно 55% времени курса при минимальном значении 30%. Двое участников опроса поделились официальными предписаниями учебного плана: стандартный курс эконометрики должен состоять из 26 часов лекций, 14 часов практики и 24 часов лабораторных занятий. При этом практически все из ответивших отметили, что на практических занятиях происходит работа с данными: либо со сгенерированными (13 человек), либо с реальными, взятыми из исследований, либо с реальными (13 человек), собранными автором курса (11 человек) (см. таблицу 3). При этом лишь четверть ответивших работала только со сгенерированными данными и, соответственно, три четверти работали с какими-либо реальными данными.

Слушателями задавался также вопрос о том, в каком статистическом/эконометрическом пакете они работают. Распределение ответов на этот вопрос представлено в таблице 4.

Большинство ответивших — 11 человек — указали пакет Stata, но следует иметь в виду, что опрос проходил после завершения как минимум одного модуля программы повышения квалификации, где происходило обучение Stata, и потому число реально использующих Stata может быть завышено. На втором месте идет офисный пакет MS Excel: на его использование

Таблица 3: Какие данные вы использовали в учебном процессе? (возможен выбор нескольких вариантов ответа)

Данные	Число ответивших	
	человек	в процентах
Сгенерированные данные	13	52
«Реальные» данные из других исследований	13	52
«Реальные» данные, собранные вами	11	44
Только сгенерированные данные	6	24

Таблица 4: В какой программе и/или статистическом пакете вы работали? (возможен выбор нескольких вариантов ответа)

Программа/пакет	Число ответивших	
	человек	в процентах
Stata	11	35,5
Excel	9	29,0
Statistica	7	22,6
Gretl	7	22,6
R	7	22,6
EViews	5	16,1
SPSS	2	6,5

указали 9 человек (при этом 4 из них не использовали какие-либо другие пакеты). Третье место по популярности разделили между собой сразу три пакета: Statistica, Gretl и R (по 7 человек). Пакеты SPSS и Eviews использовали лишь 5 и 2 человека, соответственно.

Что изменилось в преподавании эконометрики за последнее время?

В этой части участникам задавался сначала общий вопрос: «Согласны ли Вы с тем, что стандартный курс по эконометрике стал более сложным?» С этим утверждением согласились 15 человек, т.е. почти половина (48%) участников опроса. При этом не согласились с этим утверждением лишь 3 человека (один из них закончил магистратуру только два года назад), а оставшиеся 13 (т.е. 42%) дать ответ затруднились. (Такая большая доля затруднившихся с ответом частично связана с тем, что, как было отмечено выше, далеко не все участники программы изучали эконометрику в вузе.) Далее спрашивалось мнение участников по поводу отдельных возможных изменений в наполнении курсов по эконометрике. Полный перечень таких возможных изменений и распределение ответов слушателей представлены в таблице 5 (строки таблицы проранжированы по первому столбцу — число согласных с утверждением).

Среди всех возможных изменений, больше всего слушателей согласилось с тем, что в курсах по эконометрике стало уделяться больше времени работе с эконометрическими пакетами (25 человек), работе с данными (25 человек) и эмпирическими примерами (23 человека). Другими словами, по мнению участников опроса, преподавание эконометрики стало более ориентированным на эмпирическую работу. 20 человек согласилось с тем, что в преподавании эконометрики возросла роль англоязычных учебников. Еще два изменения, с наличием которых согласилось более половины участников опроса, — это рост внимания к квази-экспериментальным методам (18 человек) и проблеме установления причинно-следственных связей (17 человек), хотя в последнем случае уже 5 человек не согласились, а 8 затруднились высказать свое мнение.

Таблица 5: Что изменилось в преподавании курса эконометрики по сравнению с тем временем, когда этот курс преподавали вам в университете? (возможен выбор нескольких вариантов ответа)

Что изменилось	Число ответивших					
	Согласен		Не согласен		Сложно сказать	
	человек	%	человек	%	человек	%
Стало уделяться больше времени работе с эконометрическими пакетами	25	80,6	3	9,7	2	6,5
Стало уделяться больше времени работе с данными	25	80,6	2	6,5	3	9,7
Стало разбираться больше эмпирических примеров	23	74,2	2	6,5	5	16,1
Роль англоязычных учебников в преподавании возросла	20	64,5	4	16,1	6	19,4
Стало уделяться больше времени квази-экспериментальным методам	18	58,1	7	22,6	5	16,1
Стало уделяться больше внимания проблеме установления причинно-следственной связи	17	54,8	5	16,1	8	25,8
Стало уделяться больше времени моделированию различных процессов и/или моделированию поведения различных экономических переменных	15	48,4	4	12,9	11	35,5
Стало уделяться больше внимания вопросам гетероскедастичности и серийной корреляции ошибок, тестированию нормальности ошибок	13	41,9	9	29	8	25,8
Стало уделяться больше внимания выбору оптимальной спецификации модели	11	35,5	8	25,8	10	32,3
Стало уделяться больше времени эконометрической теории (включая решение задач)	6	19,4	12	38,7	12	38,7

Со всеми другими утверждениями согласились уже менее половины опрошенных. Среди них: стало больше внимания уделяться моделированию экономических процессов и переменных, нарушениям классических предпосылок МНК-регрессии и способам их корректировки, а также выбору оптимальной спецификации модели. Единственное изменение, по поводу которого число не согласившихся превысило число согласившихся, касается роста внимания эконометрической теории (6 согласились, 12 не согласились, и 12 затруднились ответить).

5 Исследовательский опыт

Как и следовало ожидать исходя из критериев отбора на программу, для большинства слушателей исследовательская деятельность не является основной: лишь у 3 участников она занимала 50 или более процентов времени, затрачиваемого на профессиональную деятельность (максимум 75%). Средний процент времени, приходящийся на исследования, составляет 27%, на преподавание — 60%, и в среднем 13% тратится на административную работу. Однако не оказалось и тех, кто вообще не тратит время на исследовательскую работу. Другими словами, исследовательскую деятельность с преподавательской совмещают так или иначе все участники опроса.

Участникам опроса задавался открытый вопрос: «Какие знания и навыки в наибольшей степени помогают Вам в проведении Ваших научных исследований, а каких не хватает?» Анализ ответов позволил выделить четыре основные группы знаний и навыков, которые могут как помогать в проведении исследований, если они есть, так и затруднять исследования, если их не хватает: знание математики/статистики/эконометрики, навыки работы в статистических пакетах, знание экономики и знание английского языка. Единственным навыком, по поводу которого у всех участников сложился консенсус, является навык работы в статистических пакетах: никто не указал, что этого навыка не хватает, при том что 7 человек указали этот навык среди тех, которые помогают им проводить исследования. Чуть менее однозначно, но все же достаточно уверенно участники высказались по поводу знания математики/статистики/эконометрики: 16 человек указали, что эти знания им помогают в проведении исследований, и лишь 3 — что этих знаний им не хватает. Это можно объяснить, с одной стороны, наличием математического образования у ряда слушателей, а с другой — тем, что все участники опроса уже прошли, как минимум, один этап программы «Прикладные эконометрические методы». Еще менее однозначными результаты оказались по знанию экономики (6 — это знание помогает, 4 — его не хватает) и английского языка (5 — помогает, а 7 — его не хватает). Важно отметить, что 10 человек (очень многие — среди тех, кому хватает знаний английского и математики) в числе навыков, которых им не хватает, указали, собственно, опыт проведения исследований.

Участникам задавался также следующий вопрос: «Есть ли у Вас опыт написания научных работ на английском языке? Что Вам представляется наиболее сложным в этом отношении?» Ответы показали, что опыт написания работ на английском языке имеется у 21 из 31 участника (68%). Чуть более половины отметили, что одной из трудностей является, собственно, плохое знание английского языка. При этом ровно треть (7 человек) из тех, у кого был опыт написания научных работ на английском, отметили, что сталкивались с трудностью перевода своей работы на английский язык.

Эти результаты в целом свидетельствуют о том, что недостаточное знание английского языка может являться причиной, затрудняющей проведение исследований, но эта причина вряд ли является «массовой». Наоборот, большинство имели опыт написания работ на английском языке, и при этом лишь немногие указали, что знание английского — это то, чего им не хватает для проведения исследований. На этом фоне интересно отметить, что примерно половина участников сообщила, что им не удастся отслеживать появление новых англоязычных исследований в их области интересов.

6 Что дало участие в программе?

На момент прохождения опроса участники первого потока программы уже закончили обучение полностью, а участники второго потока прошли первый модуль. На вопрос о том, были ли в ходе программы затронуты те темы, которые их интересовали до начала обучения, подавляющее большинство ответило положительно. Лишь трое участников дали иной ответ: один — ожидает интересующую его тему в пока не пройденном модуле, один — затрудняется ответить, и один — не услышал о той теме, которая его интересовала. При этом 9 человек из 31 принявших участие в опросе отметили, что наибольший интерес для них представлял третий модуль — пространственная эконометрика. На втором месте идут мэтчинг (7 человек), а также метод разность разностей, метод инструментальных переменных, анализ временных рядов и анализ панельных данных (езде — по 6 человек). Другие темы практически не упоминались среди представлявших изначальный интерес.

На вопрос «Были ли в программе затронуты темы, которые для Вас оказались абсолютно неизвестными?» 30 из 31 слушателя ответили положительно и лишь один ответил, что пока нет. Основными темами, которые оказались изначально неизвестными для слушателей, стали методы пространственной эконометрики, методы мэтчинга и разрывный регрессионный дизайн (см. таблицу 6).

Таблица 6: Темы, которые до участия в программе были не знакомы слушателям

Темы	Число ответивших	
	человек	в процентах
Пространственная эконометрика	13	40,6
Мэтчинг	13	40,6
Разрывный регрессионный дизайн	10	31,3
Темы из анализа временных рядов	6	18,8
Метод синтетической контрольной группы	5	15,6
Метод разность разностей	4	12,5
Квантильная регрессия	3	9,4
Метод инструментальных переменных	2	6,3

Описывая своими словами те знания и умения, которые у них появились после прохождения программы, участники в основном говорили о систематизации знаний, использовании статистических пакетов и выборе подходящих методов для исследования, в том числе неизвестных прежде. «Основное знание — это, наверное, обдуманно использовать эконометрические модели в своих исследованиях, правильно интерпретировать полученные результаты, — рассказывает одна из участниц программы. — Я научилась работать с научной литературой, теперь я спокойно читаю и, самое главное, понимаю статьи, в которых есть эконометрические модели. Я научилась работать в Stata и R-studio». У 28 участников из 31 опрошенных по итогам возникли свежие идеи для исследований (и все они находятся на разных стадиях реализации — от обдумывания до выступления на научной конференции), 3 участника внесли методологические коррективы в уже разрабатываемые исследования.

В завершение данного раздела стоит отметить, что изначальное предположения Фонда о том, что открытие программы для развития исследовательских навыков также улучшит качество преподавания экономических дисциплин, похоже, получило свое подтверждение. Абсолютно все принявшие участие в опросе отметили, что уже применяют или планируют применить полученные знания и умения не только в собственной исследовательской работе, но и в работе со студентами (на уровне бакалавриата или на уровне магистратуры). «Изменилась мотивация к науке, появился сильный интерес к профессиональной исследовательской

деятельности, много контактов, новых проектов, я стала ездить на конференции, строить амбициозные научные планы, — описывает одна из участниц изменения в своей жизни после программы. — Качественный скачок уровня и интереса. Конечно, невозможно получить все навыки за шесть недель обучения. Но программе очень благодарна именно за мотивацию».

7 Заключение

На основе представленных результатов можно сформулировать несколько общих тезисов в отношении преподавания эконометрики/прикладной экономики в региональных российских вузах.

Прежде всего, результаты опроса и программы в целом подтверждают известное мнение о том, что разрыв в уровне подготовки и квалификации в области прикладной эконометрики/экономики между ведущими столичными и региональными вузами существует. Хотя в программе повышения квалификации принимали участие одни из наиболее мотивированных и подготовленных преподавателей региональных вузов, даже они в частных беседах с организаторами неоднократно признавались, что лишь на очных сессиях программы поняли, что такое «настоящая эконометрика». С этим согласуется и достаточно низкая средняя самооценка своих знаний участниками программы, а также, например, то, что целый ряд тем, распространенных в современной прикладной эконометрике, для многих из них оказался абсолютно новым.

Одновременно с этим опрос показал, что в региональных вузах существует спрос на преподавание современной прикладной экономики/эконометрики и что предложение по-прежнему не в силах этот спрос полностью удовлетворить. Многие сегодняшние преподаватели не изучали эконометрику как самостоятельную дисциплину при получении высшего образования. Нередки случаи, когда преподавателями эконометрики становятся либо специалисты, получившие математическое образование, либо самостоятельно освоившие эконометрику, в том числе с помощью дистанционных курсов. В связи с этим крайне востребованными выглядят различные летние школы, программы повышения квалификации и стажировки, ориентированные на преподавателей региональных вузов.

Другим наследием советского времени, по-видимому, является «проблема языка». Недостаточное знание английского языка может быть одним из препятствий, затрудняющих и замедляющих проникновение современной экономики и эконометрики западного образца в региональные вузы. Результаты опроса показывают, что только половина опрошенных преподавателей использует англоязычные учебники и материалы в преподавании собственных курсов. «Проблема языка» проявляется и в исследовательской работе: примерно половина опрошенных не отслеживает появление новых англоязычных исследований в их области интересов. Тем не менее, следует отметить, что почти две трети опрошенных имеют опыт написания работы на английском языке, что говорит о том, что «проблема языка» может быть решена.

Другие результаты, характеризующие исследовательский опыт участников программы, также выглядят интересными. Абсолютно все опрошенные нами преподаватели ведут какую-либо исследовательскую деятельность и в среднем тратят на нее примерно четверть всего рабочего времени. При этом среди знаний или навыков, которых не хватает для проведения научных исследований, лишь немногие назвали навыки работы в статистических пакетах или знание эконометрики. Наиболее дефицитным — даже более дефицитным, чем знание английского языка — оказался, собственно, опыт проведения исследований. Это указывает на необходимость большей вовлеченности региональных преподавателей в исследовательскую среду.

В том, что касается содержания преподаваемых курсов, наш опрос выявил достаточно неожиданный результат: структура курсов по эконометрике/прикладной экономике в реги-

ональных вузах на сегодняшний день в целом похожа на структуру курсов по эконометрике в американских вузах (описанную в работе Ангриста и Пишке). При всей условности этого сравнения, оно показывает, что формальная структура преподаваемых курсов в региональных вузах в настоящее время вполне соответствует мировым аналогам. Кроме того, практически все участники опроса положительно ответили на вопрос об эмпирической работе и использовании данных в рамках читаемых ими курсов.

Эти наблюдения хорошо согласуются с мнением участников опроса о том, какие изменения произошли в преподавании эконометрики с момента их окончания вуза: большинство указало, что преподавание стало более ориентированным на эмпирическую работу. Другие изменения, с которыми согласилось также более половины участников опроса, — это большее использование англоязычных материалов и рост внимания к квази-экспериментальным методам.

Все это свидетельствует о том, что российские региональные вузы в достаточной степени интегрированы и не так уж сильно «оторваны» не только от столичных вузов, но и от международного исследовательского и образовательного пространства. Есть все основания полагать, что их существующее отставание не является хроническим и должно, хотя и медленно, но сглаживаться со временем на фоне все большего проникновения в российскую высшую школу современных исследовательских и образовательных стандартов.

Econometrics in Russian regional universities: evidence from a survey of the Yegor Gaidar Foundation

Aleksey Oshchepkov

National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russia

Tatyana Trofimova

Yegor Gaidar Foundation, Moscow, Russia

Natalya Yablonskene

Yegor Gaidar Foundation, Moscow, Russia

This study is aimed to describe the current state of affairs in teaching econometrics and applied economics in Russian regional universities. It is based on a survey of regional university teachers who were enrolled in training programs of the Yegor Gaidar Foundation in 2017–2019. This survey included questions related to the participants' teaching experience as well as their own experience in studying econometrics that they had had before the program and their research experience. Participants were also asked to formulate what they had learned during the program. The analysis of answers received confirms the well-known opinion that regional universities are lagging behind leading metropolitan universities in training and qualification in the field of applied econometrics/economics, but this lag looks neither crucial nor chronic.

Статистическая подготовка экономистов в университетах России: опыт реализации образовательных программ*

Владимир Мхитарян[†]

*Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
Москва, Россия*

Вячеслав Сиротин[‡]

*Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
Москва, Россия*

Статистика является одной из базовых составляющих в подготовке экономиста. Она выступает как инструмент познания и аккумулирует опыт эмпирических исследований. В учебном процессе компоненты статистики последовательно изучаются и используются на всех этапах образовательного процесса. Объектом рассмотрения в статье является содержание и взаимосвязь статистических дисциплин на различных этапах подготовки экономистов. Особое внимание уделяется взаимосвязи прикладного статистического анализа с эконометрикой. Рассматривается взаимодействие элементов образовательной программы, позволяющее обеспечить гармоничное построение учебного процесса подготовки экономистов, хорошо владеющих статистическим инструментарием, методологией статистического исследования и современными информационными технологиями, необходимыми для будущей аналитической работы.

Ключевые слова: прикладной статистический анализ, многомерные статистические методы, методология статистических измерений, статистическое моделирование

Классификация JEL: A22, C10, C18, C50

1 Введение

Статистика — одна из древнейших отраслей знаний, возникшая на базе хозяйственного учета. Статистический учет существовал в глубокой древности, и уже в Ветхом завете упоминается необходимость исчисления всего общества сынов Израилевых, всех лиц мужского пола поголовно по родам и семействам, за пять тысяч лет до н.э. проводились переписи населения в Китае, велся учет имущества граждан в Древнем Риме, использование средней было хорошо известно ещё при жизни Пифагора. В средние века осуществлялось сравнение военного потенциала разных стран, численности их населения, домашнего имущества, земель. Отмеченные задачи относятся лишь к той части статистической науки, которая называется описательной статистикой, однако уже со времен Гаусса начали использовать вероятностно-статистические методы анализа результатов наблюдений.

На особенности восприятия статистики в современном мире указал Билл Гейтс, утверждая, что по тому, как вы собираете, организуете и используете информацию, можно определить, победите вы или проиграте.

*Цитировать как: Мхитарян, Владимир & Вячеслав Сиротин (2019). «Статистическая подготовка экономистов в университетах России: опыт реализации образовательных программ», Квантиль, №14, стр. 35–43. Citation: Mkhitarian, Vladimir & Viacheslav Sirotnin (2019). “Statistical training of economists in Russian universities: experience from realization of educational programs”, Quantile, No. 14, pp. 35–43.

[†]Адрес: 101000, Москва, улица Мясницкая, дом 20. Электронная почта: vmkhitarian@hse.ru

[‡]Адрес: 101000, Москва, улица Мясницкая, дом 20. Электронная почта: vsirotnin@hse.ru

Современный экономист, чтобы быть конкурентоспособным на рынке труда, должен владеть количественными методами анализа и прогнозирования в экономике. Отсюда и повышенные требования к их статистической подготовке. Многие знают знаменитую фразу Натана Ротшильда: «Кто владеет информацией, тот владеет миром!» Однако при этом важно уметь правильно подготовить, интерпретировать, и применять количественную информацию. Статистическое мышление столь же необходимо для специалистов в условиях цифровой экономики, как умение читать и писать. Следует согласиться с часто встречающимся утверждением, что нынешний век станет веком математики и статистики, поскольку только с их помощью экономика сможет выживать во все возрастающих информационных потоках.

Современный специалист в области экономики должен хорошо владеть статистическими методами обработки и анализа информации для обоснования принятия эффективных управленческих решений. В экономике необходим анализ ситуации с учетом большого объема эмпирических данных, что невозможно без использования статистических методов при решении задач сжатия информации и классификации наблюдений. Статистика предоставляет универсальные инструменты количественного анализа и прогнозирования, применяемые во всех областях социально-экономической деятельности.

Динамизм современной экономики страны и регионов требует ежеквартальной, ежемесячной оценки и анализа итогов деятельности, как сферы материального производства, так и новых секторов экономики — услуг коммерческих банков, страховых компаний, бирж и других элементов рыночной инфраструктуры, основу которой составляют миллионы хозяйствующих субъектов. Эти объективные условия требуют перехода от сплошного учета к выборочному по многим системам показателей. Именно на основе выборочных данных осуществляются статистические построения, позволяющие судить о складывающихся в обществе процессах. Все большее значение сейчас приобретают также технологии сбора, обработки и анализа данных о социально-экономических и демографических процессах, характеризующих экономически активное население, фактическую и скрытую безработицу, уровень жизни и покупательную способность различных категорий населения. Аналитическая деятельность должна содержать также прогностическую составляющую, способную заранее сигнализировать о возможности наступления тех или иных особых, в том числе и кризисных, ситуаций.

2 Проблемы статистической подготовки в современной научной литературе

Вопросам владения статистической методологией и инструментами статистического анализа уделяется большое внимание в развитых странах мира. При этом дискуссии часто идут о положении статистики в современном информационном пространстве, где на первенство претендуют науки о данных. Отмечается недооценка роли статистического мышления и неоправданное отведение статистикам вспомогательной технической роли. Многие авторы призывают укреплять взаимодействие статистики с представителями других дисциплин, интеграции статистики и специализированных областей знаний (Pfannkuch & Wild 2000; Brown & Kass 2009; Gibbons & MacGillivray 2010; Hahn & Doganaksoy 2012, Cameron, Iosua, Parry, Richard & Jave 2016). Это требует приверженности статистиков к междисциплинарному подходу в обучении и отказ от профессиональной самоизоляции. Отмечается особая роль обучения количественным методам будущих специалистов в области социальных наук в связи с дефицитом выпускников, обладающих такими компетенциями (Carter, Brown & Simpson 2016).

Другим важным аспектом, анализируемым в научной литературе, является распространенность некорректных статистических выводов, обусловленная либо статистической неопытностью в анализе количественных данных, что приводит к росту объема наивных статисти-

ческих исследований и не вызывающих доверия выводов, либо некорректной пропагандой применения количественных методов при фактически недостаточной статистической компетентности исследователей (Imrey 1994; Best 2012). Большой интерес представляет опыт интеграции статистического образования и научных исследований, начиная с вводных курсов статистики. В частности, исследуется влияние исследовательских проектов по реальным данным на результаты обучения и отношение студентов к статистике (Neumann, Hood & Neumann 2012; Spence, Bailey & Sharp 2016). Такой подход способствует как улучшению статистических знаний в конкретных областях, так и накоплению опыта преподавателями, содействующими реализации таких проектов.

2.1 Задачи статистической подготовки экономистов

В своей аналитической деятельности экономисту приходится решать вопросы, связанные в той или иной мере со следующими разделами статистики:

- методология статистических измерений, определяющая какие показатели необходимо строить и измерять для успешного решения основных задач управления социально-экономическими процессами;
- выборочные статистические обследования, требующие соответствующего инструментария для организации выборки и ее математического анализа;
- методология многомерного статистического и эконометрического анализа, прогнозирования социально-экономических процессов, обеспечивающая, в зависимости от поставленных целей, выбор математико-статистических методов, реализованных в виде проблемно- или методо-ориентированных статистических программных систем.

Проблематика решаемых задач позволяет сформулировать общие требования к знаниям будущих специалистов. Экономисты должны получить хорошую математическую, гуманитарную, в частности, экономическую, языковую и правовую подготовку, владеть международной методологией экономических и социально-экономических измерений, быть квалифицированными пользователями современных эконометрических и информационных технологий. Сегодня нужны специалисты не только владеющие опытом и знаниями предыдущих поколений, но и готовые к встрече с новыми постановками задач, обусловленными спецификой России и ее регионов.

Важной задачей является также кардинальное повышение роли научно-исследовательской составляющей в учебном процессе высшего экономического образования. Это предполагает органичное сочетание науки и образования, исследовательской и педагогической деятельности занятых в этих сферах специалистов. Изложение курсов по статистике должно быть построено по схеме: от конкретной социально-экономической задачи через соответствующие положения экономической теории к спецификации модели, сбору необходимых эмпирических данных (т.е. к экономическим измерениям), к построению и идентификации анализируемой модели с использованием современных статистических методов и информационных технологий и, наконец, к содержательной интерпретации результатов моделирования. Нуждаются в модификации содержание и методика подачи материала курсов по социально-экономической статистике. В частности, их следует дополнить формулировкой основных типовых задач экономической аналитики, для решения которых используются описываемые в курсе показатели, набор которых также нуждается в расширении, например, за счет показателей качества и образа жизни населения.

Требуется добиться органичного встраивания в существующие курсы по эконометрике достаточно полного набора современных методов прикладного многомерного статистического анализа, а также тех современных методов эконометрики, которые пока еще недостаточно представлены в соответствующих учебных программах.

По мере усложнения изучаемого в курсе математико-статистического аппарата исследований, студенты переходят от средств обработки данных, представленных в офисных пакетах, к использованию современных профессиональных пакетов прикладных программ, таких как Statistica, SPSS, Stata, E-Views, R, Python — мировых лидеров по статистической обработке данных. Разнообразные алгоритмы, лежащие в основе этих пакетов, позволяют решать широкий круг задач статистического анализа многомерных совокупностей. Тем не менее, для полного понимания возможностей пакетов студентам, помимо применения процедур пользовательского интерфейса, необходимо научиться задействовать возможности создания алгоритмов обработки с помощью синтаксиса. Таким образом, достигается тесное взаимодействие математико-статистического и информационного блоков дисциплин. Использование этого программного обеспечения в учебном процессе позволяет создать уникальную среду, в которой статистическая обработка данных становится не рутинным занятием, а увлекательным исследованием, позволяющим получать многовариантные решения с использованием компьютерных технологий и современных статистических данных. Владение универсальными статистическими пакетами прикладных программ и языками программирования позволяют пользователю создавать новые процедуры обработки данных. Сегодня важно готовить не узких специалистов в какой-то одной области, а предлагать студентам широкий спектр знаний. Хорошая подготовка и высокий интеллектуальный потенциал поможет нашим выпускникам быть успешными в решении широкого спектра социально-экономических проблем современного мира.

Мы исходим из того, что экономист — это аналитик, подготовленный на уровне международных требований для системной аналитической работы по оценке и прогнозированию финансового положения фирмы, состояния фондового рынка, анализу социально-экономических и демографических явлений на муниципальном, региональном и федеральном уровнях.

Студенты должны приобрести навыки проведения самостоятельных многовариантных расчетов, выбора наилучшей модели для конкретной анализируемой ситуации и содержательной интерпретации результатов моделирования.

Современное общество требует повышенного внимания к развитию человеческого капитала. Отсюда возникает потребность в демографических данных о численности и структуре населения, об изменениях, происходящих с населением страны и регионов.

Современные университетские учебные планы для экономистов призваны обеспечить непрерывность и преемственность обучения по блокам дисциплин, определяющих уровень статистической подготовки: гуманитарному, экономическому, предметной статистики, математико-статистического инструментария, информационных технологий. При этом в качестве обязательных компонентов в блоке математико-статистического инструментария должны быть представлены курсы по элементарным методам статистического анализа данных (или описательной статистике), теории вероятностей, математической статистике, прикладной статистике или многомерным статистическим методам, эконометрике (см. таблицу 1).

На начальном этапе изучения статистики основное внимание уделяется преобразованию данных и представлению анализируемого явления в виде ограниченного числа обобщающих характеристик, или статистик, описывающих положение и рассеяние результатов количественных измерений характеристик объектов исследования. Наглядное представление структуры статистических данных и их обобщающих характеристик обеспечивается графическими формами в виде диаграмм рассеяния, гистограмм и ящичных диаграмм для первичных количественных данных и их статистик, а также линейных, круговых, кольцевых и других диаграмм для качественных данных.

Таблица 1: Этапы изучения и основное содержание дисциплин статистического инструментария при подготовке экономистов

Этапы изучения статистики	Содержание и решаемые задачи
Описательная статистика	<p>Введение в прикладной статистический анализ:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Выбор шкал измерения и их трансформация • Сжатие статистических данных путем их представления в виде нескольких показателей • Визуализация данных в виде графиков и таблиц • Формулировка статистических выводов относительно наблюдаемой совокупности
Теория вероятностей	<p>Теоретическая база вероятностно-статистического подхода к анализу данных:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Изучение базовых понятий: случайных события и величины, их вероятности и распределения • Изучение числовых характеристик случайных величин • Изучение закона больших чисел и предельных теорем теории вероятностей
Математическая статистика	<p>Базовый инструментарий статистического анализа и моделирования:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Представление данных как выборки из генеральной совокупности • Построение статистических оценок параметров генеральной совокупности • Проверка статистических гипотез о параметрах и виде закона распределения • Сравнение параметров одномерных генеральных совокупностей
Многомерные статистические методы	<p>Анализ выборки из многомерной генеральной совокупности:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Определение наличия и степени тесноты связи признаков • Снижение размерности признакового пространства • Классификация многомерных наблюдений
Эконометрика	<p>Моделирование экономических процессов и явлений:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Построение регрессионных моделей различного вида • Построение систем одновременных уравнений • Моделирование динамики экономических процессов • Прогнозирование на основе моделей временных рядов
Статистическое (эконометрическое) моделирование	<p>Прикладной статистический и эконометрический анализ социально-экономических явлений:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Постановка содержательной задачи исследования • Анализ имеющихся данных и ограничений для решения поставленной задачи • Построение альтернативных моделей и оценка их адекватности • Выбор лучшей модели и ее содержательная интерпретация

Данные об объектах в виде результатов измерений могут быть представлены в различных шкалах, и одним из важных вопросов описательной статистики является четкое различение студентами сущности и различий шкал из наиболее распространенной их иерархической системы: номинальная-порядковая-интервальная-относительная.

Важным является обсуждение проблем формирования одномерных и многомерных массивов пространственных, временных и пространственно-временных данных, представляемых в табличном и графическом виде. Важное место в статистической подготовке экономистов занимает теория вероятностей. Часть теории вероятностей, представленная в школьной программе, касающаяся расчета вероятностей наступления различных событий с использованием комбинаторики. Благодаря этому вузовские курсы получили возможность сосредоточить внимание на понятиях случайных величин и законов их распределений, как основы для построения статистических моделей, обеспечивающих возможность выходить на практические результаты.

Центральные предельные теоремы теории вероятностей и закон больших чисел в общей системе вероятностно-статистической подготовки позволяют увидеть мост, связывающий теорию вероятностей и математическую статистику, оценить прочность вероятностного фундамента статистического моделирования, понять его сильные и слабые стороны.

В курсе математической статистики для студентов экономических специальностей анализируется понятие генеральной совокупности, параметры которой оцениваются по данным выборочной совокупности. Понятие генеральной совокупности рассматривается с точки зрения статистической практики и с общетеоретических позиций. Анализ понятия генеральной совокупности является хорошей темой теоретических дискуссий для студентов, он позволяет глубже понять философские основы статистической науки.

Оценка параметров является одной из ключевых тем в курсе математической статистики, в ней рассматриваются понятия несмещенности, состоятельности и эффективности точечных оценок параметров генеральной совокупности. Из методов получения точечных оценок рассматриваются методы моментов, максимального правдоподобия и наименьших квадратов, отмечаются их достоинства и недостатки. Интервальные оценки служат примером расширенного формата представления результатов статистического оценивания.

Проверка статистических гипотез, являющаяся следующим важнейшим разделом математической статистики, рассматривается с позиций ее организации и применения для решения практических задач, направленных на выявление соответствия значений параметров генеральной совокупности неким нормативам, на проверку утверждения о соотношениях параметров различных одномерных генеральных совокупностей либо на соответствие закона распределения совокупности определенному виду. В качестве достоинства аппарата проверки гипотез по сравнению с используемым во многих случаях с той же целью построением доверительных интервалов отмечается относительная простота, связанная с меньшим числом ограничений, налагаемых на статистику критерия.

Курс математической статистики завершается разделом дисперсионного анализа, который позволяет исследовать влияние качественных признаков и их взаимодействий на характеристики результативного количественного признака. Подходы дисперсионного анализа в дальнейшем используются в курсах многомерных статистических методов и эконометрики.

3 О взаимосвязи прикладной статистики и эконометрики в процессе обучения экономистов

В наших учебных планах подготовки экономистов мы исходим из того, что прикладная статистика, как самостоятельное научное направление, призвана решать существенно больший круг взаимосвязанных задач статистического анализа данных по сравнению с тем, который

В курсе эконометрики знание многомерных статистических методов позволяет решать задачи построения моделей регрессии на главные компоненты и типологической регрессии, а также строить регрессионные модели интегральных показателей, полученных с помощью процедур факторного анализа.

4 Заключение

В заключение отметим, что приведенные выше соображения о статистической подготовке экономистов и направлениях совершенствования этого процесса не могут быть лишены определенного субъективизма и, конечно, не могут быть всеобъемлющими. Оправданность изложенной нами позиции подтверждается, помимо нашего опыта организации обучения по бакалаврской программе «Экономика и статистика», опытом ведущих университетов мира, который мы изучили в процессе становления и развития нашей образовательной программы. Одним из главных вопросов, от которых зависит успешность решения поставленных задач, является вопрос качества преподавательских кадров. Однако мы с оптимизмом смотрим на перспективы решения этого вопроса.

Список литературы

- Айвазян, С.А. & В.С. Мхитарян (2001). *Прикладная статистика и основы эконометрики*. ЮНИТИ.
- Айвазян С.А. & В.С. Мхитарян (2006). О подготовке экономистов-статистиков и экономистов-математиков: тенденции, проблемы, перспективы. *Прикладная эконометрика* 1, 75–81.
- Гохберг, Л., А. Пономаренко, В. Мхитарян & В. Сиротин (2008). Статистика в Государственном университете — Высшей школе экономики: развитие образовательного и научного направлений. *Вопросы статистики* 10, 74–80.
- Мхитарян, В., М. Архипова, Ю. Миронкина, В. Сиротин & Т. Дуброва (2018). *Анализ данных*. Юрайт.
- Best, J. (2012). *Damned lies and statistics: Untangling numbers from the media, politicians, and activists*. University of California Press.
- Brown, E. & R. Kass (2009). What is statistics? *American Statistician* 63(2), 105–110.
- Cameron, C., E. Iosua, M. Parry, R. Richard & C. Jave (2005). More than just numbers: Challenges for professional statisticians. *Statistics Education Research Journal* 16(2), 362–375.
- Carter, J., M. Brown & K. Simpson (2016). From the classroom to the workplace: How social science students are learning to do data analysis for real. *Statistics Education Research Journal* 16(1), 80–101.
- Gibbons, K. & H. MacGillivray (2010). Training for statistical communication in the workplace. *Proceedings of 7th Australian Conference on Teaching Statistics*.
- Hahn, G.J. & N. Doganaksoy (2012). *A Career in Statistics: Beyond the Numbers*. John Wiley and Sons.
- Imrey, P. (1994). Reply. *American Statistician* 48(2), 82–87.
- Neumann, D., M. Hood & M. Neumann (2012). Using real-life data when teaching statistics: Student perceptions of this strategy in an introductory statistics course. *Statistics Education Research Journal* 12(2), p.59–70.
- Pfannkuch, M., & C. Wild (2000). Statistical thinking and statistical practice: Themes gleaned from professional statisticians. *Statistical Science* 132–152.
- Spence, D., B. Bailey & J. Sharp (2016). The impact of student-directed projects in introductory statistics. *Statistics Education Research Journal*, 16(1), 240–261.

Statistical training of economists in Russian universities: experience from realization of educational programs

Vladimir Mkhitarian

National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russia

Viacheslav Sirotin

National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russia

Statistics is one of basic ingredients in training of economists. It acts as a tool of cognition, as well as accumulates the experience of empirical research. During the educational process, the components of statistics are gradually studied and used at all stages of the educational process. The article considers the content and interrelation of statistical disciplines at various stages of training of economists. Special attention is paid to the relationship of applied statistical analysis and econometrics. We consider interaction among elements of educational programs that allows to ensure harmonious construction of the educational process of training of economists well acquainted with statistical tools, the methodology of statistical research, and modern information technologies that are necessary for analytical work.

Keywords: applied statistical analysis, multidimensional statistical methods, statistical measurement methodology, statistical modeling

JEL Classification: A22, C10, C18, C50

Эконометрический ликбез: ошибки спецификации

Основы теории квази- и псевдо-правдоподобия*

Станислав Анатольев†

Российская экономическая школа, Москва, Россия
CERGE-EI, Прага, Чехия

Данное эссе содержит краткий обзор концепций и методов, связанных с неверно специфицированным распределением при применении принципа максимального правдоподобия: квази-плотность, псевдо-плотность, квази-правдоподобие, псевдо-правдоподобие и т.д. Обзор сопровождается примерами и задачами.

1 Методы квази-правдоподобия

Методом максимального квази-правдоподобия (ММКП) называется метод максимального правдоподобия, применяемый в отсутствие в модели спецификации (условной) плотности. В качестве плотности применяется так называемая квази-плотность, с осознанием, что она не является истинной плотностью. Неверная спецификация, вроде бы непереносимая в расчёте на состоятельность оценок, не всегда приводит к катастрофическим результатам. Данный анализ был впервые проделан Халбертом Уайтом (White 1982). Мы предполагаем, что используется случайная выборка.

Рассмотрим в качестве примера случай $y \sim \mathcal{D}(\mu_0, \sigma_0^2)$, где μ_0 и σ_0^2 — истинные математическое ожидание и дисперсия y , а \mathcal{D} — её истинная неизвестная плотность. Предположим, что исследователь применяет ММКП на основе нормальной плотности, т.е. спецификации $y \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$. Конечно же, \mathcal{D} не обязана быть \mathcal{N} . Логарифмическая квази-плотность равна

$$\log f(y|\mu, \sigma^2) = \text{const} - 0.5 \log(\sigma^2) - \frac{(y - \mu)^2}{2\sigma^2}.$$

Посмотрим, какие параметры решают задачу максимизации ожидаемой лог-квази-плотности в популяции:

$$\begin{aligned} \arg \max_{\mu, \sigma^2} \mathbb{E} [\log f(y|\mu, \sigma^2)] &= \arg \max_{\mu, \sigma^2} \mathbb{E} \left[\text{const} - 0.5 \log(\sigma^2) + \frac{(y - \mu)^2}{2\sigma^2} \right] \\ &= \arg \min_{\mu, \sigma^2} \left\{ \log(\sigma^2) + \frac{(\mu - \mu_0)^2 + \sigma_0^2}{\sigma^2} \right\}. \end{aligned}$$

Приравняв производные нулю, легко убедиться, что решением (или, как говорят, *псевдо-истинными параметрами*) является пара μ_0, σ_0^2 , то есть истинные параметры решают задачу максимизации ожидаемой лог-квази-плотности в популяции, а значит, построенные методом аналогий оценки ММКП будут состоятельными, несмотря на то, что использовалась не истинная, а квази-плотность. Критическим фактором данного феномена является, конечно же, выбор нормальной квази-плотности. Обобщением данного примера является линейная (или

*Цитировать как: Анатольев, Станислав (2019) «Основы теории квази- и псевдо-правдоподобия», Квантиль, №14, стр. 45–52. Citation: Anatolyev, Stanislav (2019) “Basics of quasi- and pseudo-likelihood theories,” Quantile, No.14, pp. 45–52.

†Адрес: 121353, г. Москва, Сколковское шоссе, дом 45. Электронная почта: sanatoly@nes.ru

нелинейная) регрессия среднего, где ММКП-оценки регрессионной функции, рассчитанные на основе нормальной условно гомоскедастичной плотности, состоятельны хотя бы потому, что совпадают с МНК-оценками (или НЛМНК-оценками).

Рассмотрим, однако, следующий похожий пример. Пусть $y \sim \mathcal{N}(\mu_0, \sigma_0^2)$, где μ_0 и σ_0^2 — истинные математическое ожидание и дисперсия y . Предположим, что исследователь применяет ММКП на основе нормальной плотности, но ошибается в спецификации среднего: $y \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$. Логарифмическая квази-плотность равна

$$\log f(y|\sigma^2) = \text{const} - 0.5 \log(\sigma^2) - \frac{y^2}{2\sigma^2}.$$

Посмотрим, какой параметр дисперсии решают задачу максимизации ожидаемой лог-квази-плотности в популяции:

$$\begin{aligned} \arg \max_{\sigma^2} \mathbb{E} [\log f(y|\sigma^2)] &= \arg \max_{\sigma^2} \mathbb{E} \left[\text{const} - 0.5 \log(\sigma^2) - \frac{y^2}{2\sigma^2} \right] \\ &= \arg \min_{\sigma^2} \left\{ \log(\sigma^2) + \frac{\mu_0^2 + \sigma_0^2}{\sigma^2} \right\}. \end{aligned}$$

Приравняв производные нулю, легко убедиться, что решением (псевдо-истинным параметром) является значение $\mu_0^2 + \sigma_0^2$, то есть ММКП-оценка дисперсии несостоятельна, хотя использовалась квази-плотность с истинной формой. Здесь негативный результат является следствием неверной спецификации среднего.

Мораль данных двух примеров в том, что при удачном выборе неверной квази-плотности всё ещё остаётся надежда на состоятельное оценивание (по крайней мере, некоторых) параметров, в то время как в случае неверной спецификации условных моментов (в данном случае — среднего) рассчитывать на состоятельность ММКП-оценок вряд ли приходится, даже если с формой плотности «угадали».

Если ММКП-оценка оказалась состоятельна, неверная спецификация плотности всё же имеет некоторые последствия — хотя оценка по-прежнему асимптотически нормальна, она асимптотически неэффективна. Кроме того, равенство информационной матрицы нарушено, и асимптотическая дисперсия принимает форму «сэндвича». Соответственно, состоятельно оценивать нужно целый «сэндвич», или, как говорят, строить *робастные оценки* (по отношению к спецификации плотности).

Задача 1: Пусть спецификация эконометрической модели следующая:

$$y|x \sim \mathcal{N}(x^\delta, 1),$$

где x положительно почти наверное. Однако, истинное условное распределение не является нормальным, а на самом деле даже не является симметричным; условная дисперсия не равна 1, а на самом деле равна $\frac{1}{2}$. Каковы последствия применения ММП в расчёте на то, что спецификация верна? Выборка $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ случайная.

Решение задачи 1: Легко видеть, что ММКП в качестве решения даёт оценку НЛМНК

$$\hat{\delta} = \arg \min_d \sum_{i=1}^n (y_i - x_i^d)^2,$$

которая является состоятельной независимо от истинной и предполагаемой дисперсий ошибки. Правильная асимптотика для этой оценки следующая:

$$\sqrt{n} (\hat{\delta} - \delta) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, V_\delta),$$

где асимптотическая дисперсия равна $V_\delta = \frac{1}{2} E [x^{2\delta} \log(x)^2]^{-1}$. Однако, в расчёте на неверное значение дисперсии ошибки исследователь завязит V_δ в два раза (если не воспользуется «сэндвичным» представлением при оценивании асимптотической дисперсии). \square

Задача 2: Положим, данные $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ — случайная выборка из популяции, где среднее y условно на x равно $g(x, \beta)$, а дисперсия y условно на x равна $\sigma^2(x)$, т.е. зависит от x . Мы оцениваем вектор параметров β , полагаясь на нормальное распределение с верно специфицированным средним $g(x, b)$, но неверно специфицированной дисперсионной функцией σ^2 , то есть неверно налагая условную гомоскедастичность. Будет ли вектор β состоятельно оцениваться? Какую величину будет состоятельно оценивать оценка дисперсии?

Решение задачи 2: Условная квази-плотность одного наблюдения равна

$$\log f(y|x, b, s^2) = \text{const} - \frac{1}{2} \log s^2 - \frac{1}{2s^2} (y - g(x, b))^2.$$

Популяционные величины, которые будут состоятельно оцениваться, следующие:

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} \beta_* \\ \sigma_*^2 \end{pmatrix} &= \arg \max_{b, s^2} \mathbb{E} \left[-\frac{1}{2} \log s^2 - \frac{1}{2s^2} (y - g(x, b))^2 \right] \\ &= \arg \max_{b, s^2} \left\{ -\frac{1}{2} \log s^2 - \frac{1}{2s^2} \left(\mathbb{E} [\sigma^2(x)] + \mathbb{E} [(g(x, \beta) - g(x, b))^2] \right) \right\}. \end{aligned}$$

Видно, что в оптимуме псевдо-истинное значение $\beta_* = \beta$, то есть β будет состоятельно оцениваться (если условие идентификации выполнено). Оценка дисперсии будет состоятельно оценивать псевдо-истинный параметр $\sigma_*^2 = \mathbb{E} [\sigma^2(x)]$. \square

Добавим, что всё вышесказанное также выполняется для моделей на стационарных эргодичных временных рядах, если регрессионная ошибка имеет структуру мартингалных приращений. «Сэндвичные» робастные оценки дисперсии в таких случаях называются оценками Боллерслева–Вулдриджа, по именам авторов статьи Bollerslev & Wooldridge (1992).

2 Методы псевдо-правдоподобия

Повествование в данном разделе опирается на работу Gourieroux, Monfort & Trognon (1984).

2.1 Оценка ММП первого порядка

Рассмотрим следующую *Модель 1*:

$$\mathbb{E}[y|x] = m(x, \theta),$$

где $m(\cdot, \cdot)$ — известная функция, а $\theta \in \Theta$ — истинное значение неизвестного параметра θ . Рассмотрим семейство плотностей $f(u, \mu)$, где μ — среднее распределения. Видим, что данная задача — обычная регрессионная постановка, в рамках которой исследователь намерен применять ММП без, возможно, достаточных на то оснований.

Определим оценку *максимального псевдо-правдоподобия первого порядка* (ММПП1):

$$\hat{\theta}_1 = \arg \max_{\theta \in \Theta} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log f(y_i, m(x_i, \theta)).$$

Определим также *линейно-экспоненциальное семейство плотностей* как семейство, содержащее в себе плотности, записываемые в следующей форме:

$$f(u, \mu) = \exp(A(\mu) + B(u) + C(\mu)u),$$

где $A(\mu), B(u), C(\mu)$ — скалярные функции, удовлетворяющие определённым ограничениям, среди которых, в частности, следующее: $\partial A(\mu)/\partial\mu + \mu\partial C(\mu)/\partial\mu = 0$, и где μ — среднее f . Данное семейство включает, например, следующие плотности:

- Нормальная с единичной дисперсией: $f(u, \mu) = (2\pi)^{-1/2} \exp\left(-\frac{1}{2}(u - \mu)^2\right)$. Для неё $C(\mu) = \mu$.
- Пуассонова: $f(u, \mu) = \exp(-\mu) \mu^u / u!$. Для неё $C(\mu) = \log \mu$.
- Гамма с фиксированным параметром α : $f(u, \mu) = u^{\alpha-1} (\mu/\alpha)^{-\alpha} \exp(-\alpha u/\mu) / \Gamma(\alpha)$. Для неё $C(\mu) = -\alpha/\mu$.
- Бернулли: $f(u, \mu) = \mu^u (1 - \mu)^{1-u}$. Для неё $C(\mu) = \log(\mu/(1 - \mu))$.

Заметим, что такие распространённые плотности, как хи-квадрат, бета, Стьюдента, Вейбулла и многие другие не принадлежат рассматриваемому классу.

Мы, конечно, не случайно рассматриваем данное семейство плотностей. Именно для таких плотностей ММПП1 даёт состоятельные оценки регрессионных параметров, даже если истинная плотность отличается от выбранной.

Теорема 1: Если псевдо-плотность $f(u, \mu)$ принадлежит линейно-экспоненциальному семейству, то

$$\hat{\theta}_1 \xrightarrow{p} \theta_0$$

и

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_1 - \theta_0) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, \mathcal{J}_1^{-1} \mathcal{I}_1 \mathcal{J}_1^{-1}),$$

где

$$\mathcal{J}_1 = \mathbb{E} \left[\frac{\partial C(\mu)}{\partial \mu} \Big|_{m(x, \theta_0)} \frac{\partial m(x, \theta_0)}{\partial \theta} \frac{\partial m(x, \theta_0)}{\partial \theta'} \right]$$

и

$$\mathcal{I}_1 = \mathbb{E} \left[\left(\frac{\partial C(\mu)}{\partial \mu} \Big|_{m(x, \theta_0)} \right)^2 \mathbb{V}[y|x] \frac{\partial m(x, \theta_0)}{\partial \theta} \frac{\partial m(x, \theta_0)}{\partial \theta'} \right].$$

Задача 3: Установите, приводит ли использование отрицательной биномиальной плотности

$$f(u, \mu) = \frac{\Gamma(a+u)}{\Gamma(a)\Gamma(1+u)} \left(\frac{\mu}{a}\right)^u \left(1 + \frac{\mu}{a}\right)^{-(a+u)},$$

где μ — его среднее, а a — произвольная известная константа, к состоятельному оцениванию θ_0 в регрессии среднего

$$\mathbb{E}[y|x] = m(x, \theta_0),$$

когда истинное условное распределение является условно гетероскедастичным и нормальным, со скедастичной функцией $\mathbb{V}[y|x] = 2m(x, \theta_0)$.

Решение задачи 3: Да. Данная плотность принадлежит линейно-экспоненциальному семейству, причём $C(\mu) = \log(\mu) - \log(a + \mu)$. Форма скедастичной функции не влияет на данное свойство. \square

Задача 4: Рассмотрим регрессионную модель $\mathbb{E}[y|x] = m(x, \theta_0)$. Предположим, что ММПП1-оценка на основе псевдо-плотности $f(z, \mu)$, параметризованной средним μ , состоятельно оценивает истинный параметр θ_0 . Рассмотрим другую псевдо-плотность $h(z, \mu, \varsigma)$, параметризованную двумя параметрами, средним μ и неким параметром ς , которая включает $f(z, \mu)$ как особый случай. Используя пример распределения Вейбулла с плотностью

$$h(z, \mu, \varsigma) = \varsigma \left(\frac{\Gamma(1 + \varsigma^{-1})}{\mu} \right)^\varsigma z^{\varsigma-1} \exp \left(- \left(\frac{\Gamma(1 + \varsigma^{-1})}{\mu} z \right)^\varsigma \right) \cdot \mathbb{I}[z \geq 0], \quad \varsigma > 0,$$

покажите, что ММПП1-оценка на основе $h(z, \mu, \varsigma)$ необязательно состоятельно оценивает θ_0 . Каково эконометрическое объяснение этого, возможно контринтуитивного, результата?

Решение задачи 4: Действительно, распределение Вейбулла сводится к экспоненциальному, когда $\varsigma = 1$, а ММПП1 с экспоненциальной псевдо-плотностью состоятельно оценивает θ_0 . Когда ς также оценивается, вектором параметров является $(\mu, \varsigma)'$, а псевдо-скор имеет вид

$$\begin{aligned} \frac{\partial \log h(z, \mu, \varsigma)}{\partial (\mu, \varsigma)'} &= \frac{\partial (\log \varsigma + \varsigma \log \Gamma(1 + \varsigma^{-1}) - \varsigma \log \mu + (\varsigma - 1) \log z - (\Gamma(1 + \varsigma^{-1}) z / \mu)^\varsigma)}{\partial (\mu, \varsigma)'} \\ &= \begin{pmatrix} ((\Gamma(1 + \varsigma^{-1}) z / \mu)^\varsigma - 1) \varsigma / \mu \\ \dots \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

Заметим, что псевдо-скор для μ имеет нулевое матожидание тогда и только тогда, когда $\mathbb{E}[(\Gamma(1 + \varsigma^{-1}) z / \mu)^\varsigma] = 1$. Очевидно, это условие выполнено при $\varsigma = 1$, но может не выполняться для других ς . Например, если $\varsigma = 2$, мы имеем $\mathbb{E}[z^2] = \mu^2 \Gamma(2.5) / \Gamma(1.5)^2 = 1.5 \mu^2 / \Gamma(1.5)$, что противоречит нулевому ожидаемому превдо-скор. Псевдо-истинное значение ς_* для ς можно получить решением системы, приравняв превдо-скор к нулю, но маловероятно, что решением будет 1. Данное явление можно объяснить наличием постороннего параметра, псевдо-истинное значение которого не имеет отношения к задаче и оценивание которого пагубно влияет на оценивание интересующего нас параметра. \square

Следующий естественный вопрос — раз состоятельных асимптотически нормальных оценок ММПП1 целое множество, какая (если такая есть) из них наиболее асимптотически эффективная? Ответ на этот вопрос содержится в следующем предложении.

Предложение: Минимум асимптотической дисперсии $\mathcal{J}_1^{-1} \mathcal{I}_1 \mathcal{J}_1^{-1}$ равен

$$\left(\mathbb{E} \left[\frac{1}{\mathbb{V}[y|x]} \frac{\partial m(x, \theta_0)}{\partial \theta} \frac{\partial m(x, \theta_0)}{\partial \theta'} \right] \right)^{-1}$$

и достигается при

$$\left. \frac{\partial C(\mu)}{\partial \mu} \right|_{m(x, \theta_0)} \propto \frac{1}{\mathbb{V}[y|x]}.$$

Легко вывести, что нормальное условное распределение оптимально использовать при условной гомоскедастичности ($\partial C(\mu) / \partial \mu = 1$), условное распределение Пуассона — при условной дисперсии, пропорциональной скедастичной функции ($\partial C(\mu) / \partial \mu = \mu^{-1}$), условное Гамма-распределение — при условной дисперсии, пропорциональной квадрату скедастичной функции ($\partial C(\mu) / \partial \mu = -\alpha \mu^{-2}$) и т.д. Неудивительно, что оптимальность распределения имеет место тогда, когда условное среднее и условная дисперсия находятся в соотношении, характерном для данного распределения.

2.2 Оценка ММПП второго порядка

Рассмотрим теперь *Модель 2*:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[y|x] &= m(x, \theta_0), \\ \mathbb{V}[y|x] &= v(x, \theta_0),\end{aligned}$$

где $m(\cdot, \cdot)$ и $v(\cdot, \cdot)$ — известные функции, а $\theta_0 \in \Theta$ — истинное значение неизвестного параметра θ .

Рассмотрим семейство плотностей $f(u, \mu, v)$, где μ — среднее распределения, а v — его дисперсия. Видим, что в данной задаче задана не только форма регрессии среднего, но и скедастичная функция, и опять же исследователь намерен применить ММП. Самым популярным контекстом такой постановки является класс GARCH-моделей для волатильности.

Определим оценку *максимального псевдо-правдоподобия второго порядка* (ММПП2):

$$\hat{\theta}_2 = \arg \max_{\theta \in \Theta} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log f(y_i, m(x_i, \theta), v(x_i, \theta))$$

Определим также *квадратично-экспоненциальное семейство плотностей* как семейство, содержащее в себе плотности, записываемые в следующей форме:

$$f(u, \mu, v) = \exp(A(\mu, v) + B(u) + C(\mu, v)u + D(\mu, v)u^2),$$

где $A(\mu, v), B(u), C(\mu, v), D(\mu, v)$ — скалярные функции, удовлетворяющие определённым ограничениям, и где μ — среднее f , а v — дисперсия f . Данное семейство включает, в частности, следующие плотности:

- Нормальное: $f(u, \mu, v) = (2\pi v)^{-1/2} \exp\left(-\frac{(u - \mu)^2}{2v}\right)$.
- Трёхточечное: принимающее значения из множества $\{-1, 0, +1\}$ с вероятностями $p_1, p_2, 1 - p_1 - p_2$, соответственно.

И вновь, именно для плотностей из рассматриваемого класса ММПП2 даёт состоятельные оценки регрессионных и скедастичных параметров, даже если истинная плотность отличается от выбранной.

Теорема 2: Если псевдо-плотность $f(u, \mu, v)$ принадлежит квадратично-экспоненциальному семейству, то

$$\hat{\theta}_2 \xrightarrow{P} \theta_0$$

и

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_2 - \theta_0) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, \mathcal{J}_2^{-1} \mathcal{I}_2 \mathcal{J}_2^{-1}),$$

где

$$\mathcal{J}_2 = \mathbb{E} \left[\frac{\partial^2 \log f(u, m(x, \theta), v(x, \theta))}{\partial \theta \partial \theta'} \Big|_{\theta = \theta_0} \right]$$

и

$$\mathcal{I}_2 = \mathbb{E} \left[\frac{\partial \log f(u, m(x, \theta), v(x, \theta))}{\partial \theta} \Big|_{\theta = \theta_0} \frac{\partial \log f(u, m(x, \theta), v(x, \theta))}{\partial \theta'} \Big|_{\theta = \theta_0} \right].$$

Задача 5: Рассмотрим следующую модель:

$$y_i = \alpha + e_i, \quad i = 1, \dots, n,$$

где ненаблюдаемые e_i , условно на x_i , распределены симметрично вокруг нуля с дисперсией $x_i^2 \sigma^2$, где σ^2 неизвестна. Выборка (y_i, x_i) случайная. Выведите ММП2-оценки параметров α и σ^2 на основе нормального распределения и их асимптотические свойства.

Решение задачи 5: ММП2-оценка на основе нормального распределения определяется как решение следующей задачи:

$$\begin{pmatrix} \hat{\alpha} \\ \hat{\sigma}^2 \end{pmatrix} = \arg \max_{\alpha, \sigma^2} \left\{ \text{const} - \frac{n}{2} \log \sigma^2 - \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \alpha)^2}{2x_i^2} \right\}.$$

Решая её, получаем

$$\hat{\alpha} = \left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{x_i^2} \right)^{-1} \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{x_i^2}, \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{\alpha})^2}{x_i^2}.$$

Используя теорию ММП2-оценивания или же напрямую, получаем следующие асимптотические дисперсии:

$$V_{\hat{\alpha}} = \sigma^2 (\mathbb{E} [x^{-2}])^{-1}$$

и

$$V_{\hat{\sigma}^2} = \mathbb{E} \left[\frac{\mathbb{E} [(y - \alpha)^4 | x]}{x^4} \right] - \sigma^4.$$

2.3 Дополнительный результат

Оказывается, что специфицированные выше семейства плотностей — единственные, при которых гарантируется состоятельность соответствующих МПП-оценок.

Предложение:

1. Необходимым и достаточным условием состоятельности ММП1-оценки является принадлежность $f(u, \mu)$ линейно-экспоненциальному семейству плотностей.
2. Необходимым и достаточным условием состоятельности ММП2-оценки является принадлежность $f(u, \mu, \nu)$ квадратично-экспоненциальному семейству плотностей.

Данный результат означает, что при использовании распределений, не входящих в классы экспоненциальных семейств, исследователь, скорей всего, получает неосостоятельные оценки параметров регрессии среднего и скеластичной функции. Из этого следует, в частности, что при необходимости применения ММКП- и ММП-оценивания (например, в динамических моделях, описывающих распределения финансовых доходностей) нужно быть предельно осторожным и перестраховываться, выбирая максимально возможную гибкость формы условной плотности (скажем, использовать скошенное распределения Стьюдента вместо обычного распределения Стьюдента).

Список литературы

- Bollerslev, T. & J.M. Wooldridge (1992). Quasi-maximum likelihood estimation and inference in dynamic models with time-varying covariances. *Econometric Reviews* 11, 143–172.
- Gourieroux, C., A. Monfort & A. Trognon (1984). Pseudo maximum likelihood methods: Theory. *Econometrica* 52, 681–700.
- White, H. (1982). Maximum likelihood estimation of misspecified models. *Econometrica* 50, 1–25.

Basics of quasi- and pseudo-likelihood theories

Stanislav Anatolyev

CERGE-EI, Prague, Czech Republic
New Economic School, Moscow, Russia

This essay contains a brief review of concepts and methods related to the principle of maximum likelihood based on misspecified distributions: quasi-density, pseudo-density, quasi-likelihood, pseudo-likelihood, etc. The review is accompanied with examples and problems.

Статьи: пространственная эконометрика ВРП и загрязнение окружающей среды в регионах России: пространственно-эконометрический анализ*

Вера Иванова[†]

*Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
Санкт-Петербург, Россия*

В работе проводится эмпирическая оценка зависимости уровня загрязнения окружающей среды от уровня дохода на душу населения в российских регионах с учетом особенностей взаимного пространственного расположения территорий. Показано, что региональный индикатор загрязнения окружающей среды является пространственно автокоррелированным. Гипотеза о том, что среднедушевые региональные выбросы в окружающую среду имеют вид перевернутой U-образной зависимости от среднедушевого ВРП, подтвердилась. Полученные значения поворотной точки дохода показывают, что положение большинства российских регионов соответствует возрастающей части экологической кривой Кузнеца, т.е. для существенной части российских регионов характерно увеличение уровня загрязнения окружающей среды при росте доходов.

Ключевые слова: экологическая кривая Кузнеца, пространственная эконометрика, индекс Морана, российские регионы

Классификация JEL: C23, O13, O44, Q53

1 Введение

Интерес к проблеме качества окружающей среды трудно переоценить. Несмотря на то, что Россия присоединилась к Рамочной конвенции ООН об изменении климата, обязывающей развитые страны и страны с переходной экономикой сократить или стабилизировать выбросы парниковых газов, она продолжает оставаться одним из мировых лидеров по количеству выбросов отдельных видов загрязняющих веществ в окружающую среду. Согласно данным Всемирного Банка, Российская Федерация занимает второе место по выбросам CO₂ в пересчете на душу населения после США, опережая Китай, Евросоюз и Индию.¹

В статье исследуется взаимосвязь между уровнем загрязнения окружающей среды и среднедушевым доходом, известная как гипотеза об экологической кривой Кузнеца, в российских регионах с учетом их взаимного расположения. В существующих работах, выполненных на российских региональных данных, полностью игнорируется пространственная компонента, а следовательно, не учитывается то, что загрязнение одного региона может негативно сказаться на экологической ситуации близлежащих территорий. Данная статья заполняет соответствующую нишу в эмпирических исследованиях взаимосвязи регионального дохода и уровня деградации окружающей среды в регионах России.

*Цитировать как: Иванова, Вера (2019) «ВРП и загрязнение окружающей среды в регионах России: пространственно-эконометрический анализ», Квантиль, №14, стр. 53–62. Citation: Ivanova, Vera (2019) “GRP and environmental pollution in Russian regions: spatial econometric analysis”, Quantile, No.14, pp. 53–62.

[†]Адрес: 190068, Санкт-Петербург, набережная канала Грибоедова, д. 123, к. 123, Лаборатория теории рынков и пространственной экономики. Электронная почта: viivanova@hse.ru. Работа выполнена в рамках Программы фундаментальных исследований НИУ ВШЭ, финансируемой Проектом повышения конкурентоспособности ведущих университетов Российской Федерации «5-100».

¹Источник: Всемирный Банк, режим доступа: <https://data.worldbank.org/indicator/EN.ATM.CO2E.PC>.

Принцип экологической кривой Кузнецца (ЭКК) следующий: до достижения определенного уровня (поворотной точки) дохода регионы демонстрируют увеличение выбросов в окружающую среду с ростом доходов, а после достижения поворотной точки происходит уменьшение объемов выбросов с увеличением дохода. Свое название ЭКК получило благодаря схожести со структурой неравенства доходов, выявленной в работе Kuznets (1955).

Первые эмпирические оценки экологической кривой Кузнецца были получены в работах Grossman & Krueger (1991, 1995) и Selden & Song (1994) на межстрановых выборках с различными типами загрязняющих выбросов. Авторы показали, что уровень загрязнений воздуха и воды увеличивается с ростом национального дохода при низких значениях валового внутреннего продукта, и убывает при высоких значениях ВВП, имея вид перевернутой U-образной зависимости уровня загрязнений от среднедушевого ВВП. В исследовании Shafik & Bandyopadhyay (1992) аналогичная зависимость была найдена для показателей вырубки леса и национального дохода. Возросший с появлением этих работ интерес к экологической кривой Кузнецца подтверждается многочисленными эмпирическими исследованиями, детальные обзоры и критику можно найти, например, в работах Harbaugh, Levinson & Wilson (2002), Millimet, List & Stengos (2003), Stern (2004), в которых, в частности, отмечается чувствительность результатов к выбору индикатора загрязнения и территориальных единиц. Простое теоретическое обоснование ЭКК приведено в работе Andreoni & Levinson (2001).

Эмпирические исследования, проведенные на российских данных, демонстрируют довольно широкий разброс выводов по ЭКК, зависящий от типа выбросов, объясняющих переменных, рассматриваемого временного интервала и исследуемых регионов. В работе Михалищева и Раскиной (2016) протестирована гипотеза об ЭКК на российских региональных данных за 2000–2013 гг. для трех различных видов загрязнителей (CO , SO_2 , NO_2) с использованием полной модели с широким перечнем объясняющих переменных и короткой модели, в которой опущена часть контрольных переменных. Их результаты подтверждают наличие ЭКК для CO выбросов, в то время как для выбросов NO_2 и SO_2 выводы по короткой и полной моделям неоднозначны. В статье Rudenko & Skripnuk (2016) фокус исследования настроен на 4 арктических региона России за период 2000–2013 гг., авторы отмечают, что исследуемые территории демонстрируют увеличение загрязнения окружающей среды с ростом доходов. Результаты Vornovyt'skyu & Boyce (2010), полученные для 2000, 2004 и 2005 гг. для неконтролируемых региональных выбросов, показывают возрастание уровня загрязнений от региональных доходов.

Также существуют эмпирические исследования на агрегированных российских данных, оценивающие ЭКК и ее поворотную точку во времени. В работе Yang, Lou, Sun, Wang & Wang (2017) тестируется наличие ЭКК за период 1998–2013 гг., в качестве исследуемого загрязнителя используются оцененные значения объемов выброса парниковых газов. Авторы, основываясь на подтверждении перевернутой U-образной зависимости загрязняющих веществ от времени, предсказывают, что при условии сохранения Россией устойчивых темпов роста поворотная точка будет достигнута через 10 лет, после чего начнется снижение выбросов парниковых газов. В статье Ketenci (2018) моделируется эмпирическая зависимость объема выбросов CO_2 от реальных доходов, энергопотребления, уровня образования, международной торговли, уровня урбанизации для периода с 1991 по 2016 гг. Автор выявляет наличие ЭКК для России и приходит к выводу, что экономический рост имеет краткосрочный эффект на выбросы CO_2 , энергопотребление — как краткосрочный, так и долгосрочный, а уровень урбанизации оказывает долгосрочное воздействие на выбросы CO_2 .

Таким образом, выводы, полученные в исследованиях ЭКК на российских региональных данных за различные временные периоды, неоднозначны. Необходимо подчеркнуть, что имеющиеся исследования не учитывают возможную пространственную автокорреляцию региональных индикаторов, в частности, показателей загрязнения окружающей среды и региональных доходов. С эконометрической точки зрения, наличие пространственной автокор-

реляции в данных требует специальных методов оценивания моделей, в противном случае полученные эмпирические оценки не заслуживают доверия. Так, в работе Maddison (2006) показано, что среднедушевые выбросы загрязняющих веществ в окружающую среду являются функцией пространственно средневзвешенных значений данного индикатора соседних стран. Maddison (2006) также выявил следующий пространственный эффект: страна, окруженная территориями с высокими доходами населения, демонстрирует более низкий уровень загрязнения окружающей среды. В статье Rupasingha, Goetz, Debertin & Pagoulatos (2004) на примере штатов США также подтверждена значимость пространственной компоненты в эмпирической модели ЭКК и показано различие результатов расчета поворотной точки дохода. В работе Ивановой (2017) продемонстрировано, что уровень загрязнения окружающей среды в российских регионах является пространственно автокоррелированным, и получены эмпирические оценки экологической кривой Кузнеця на кросс-секционных данных 2014 года.

В данной работе будет протестирована ЭКК для российских регионов с учетом их пространственной взаимозависимости, определяемой различными пространственными весами. Исследование охватывает период с 2005-й по 2015-й года и опирается на ежегодные официальные статистические данные по 78 субъектам федерации.

Структура работы следующая. В разделе 2 приведено описание используемых данных и показано, что индикатор уровня выбросов загрязняющих веществ в атмосферу является пространственно автокоррелированным. В разделе 3 оцениваются пространственные регрессионные модели экологической кривой Кузнеця с различными пространственными весами. В разделе 4 приведена интерпретация результатов оценивания. Раздел 5 содержит основные выводы и заключительные замечания.

2 Данные

Для проведения данного исследования была подготовлена база данных российских региональных индикаторов, включающая в себя загрязнения окружающей среды от стационарных источников, а также индикаторы регионального дохода в пересчете на душу населения, контрольные переменные, отражающие региональный уровень активности отраслей, оказывающих наибольший ущерб окружающей среде. Единица наблюдения — субъект федерации (регион) России, при этом составные субъекты федерации — Тюменская область и Архангельская область — рассматриваются как единые регионы. Чеченская Республика и Республика Ингушетия исключены из анализа ввиду отсутствия данных по отдельным индикаторам. Таким образом, число регионов составляет 78. База данных имеет панельную структуру с ежегодными данными за 2005–2015 гг., источник данных — Федеральная служба государственной статистики.² Также в работе использованы геокодированные наборы (шейп-файлы) российских регионов для учета их пространственной неоднородности и моделирования пространственных взаимосвязей.³

Тестирование гипотезы о наличии ЭКК обычно проводят на базе регрессионного уравнения с зависимой переменной, соответствующей уровню загрязнения, и правой частью в виде перевернутой U-образной зависимости от среднедушевого дохода. Следуя Martinez-Zarzoso & Bengochea-Morancho (2004), в качестве базового уравнения будем рассматривать следующую регрессионную модель с индивидуальными эффектами регионов и временным трендом:

$$Y = \alpha + \beta_1 \ln GRP + \beta_2 (\ln GRP)^2 + X' \delta + \gamma t + \varepsilon, \quad (1)$$

где Y — выбросы загрязняющих веществ в атмосферный воздух от стационарных источников в пересчете на душу населения (кг), логарифм, $\ln GRP$ — валовый региональный продукт на

²Источник: Федеральная служба государственной статистики, режим доступа: <http://www.gks.ru/>

³Источник: Свободные данные по границам субъектов РФ, режим доступа: <http://gis-lab.info/qa/rusbounds-rosreestr.html>

душу населения (руб), логарифм, α — индивидуальные эффекты регионов, X' — векторы строки объясняющих переменных, δ — вектор коэффициентов, t — временной тренд, $\varepsilon \sim i.i.d. N(0, \sigma^2)$ и удовлетворяют условиям классической линейной регрессионной модели. Если коэффициенты β_1 и β_2 таковы, что $\beta_2 < 0$, а поворотная точка дохода (абсцисса вершины параболы)

$$\tau = \exp\left(-\frac{\beta_1}{2\beta_2}\right) \quad (2)$$

принимает «разумно достижимые» значения, то будем считать, что гипотеза о наличии экологической кривой Кузнецца для российских регионов выполняется.

На Рис. 1 представлено пространственное распределение среднедушевых выбросов загрязняющих веществ в атмосферу, исходящих от стационарных источников, за 2015 г. Визуальный анализ пространственного распределения выбросов по территориям не позволяет считать их случайными. Аналогичную картину можно наблюдать и при построении карт пространственного распределения данного показателя за весь рассматриваемый период: регионы с высоким уровнем выбросов окружены, в основном, регионами также с высокими показателями загрязнения окружающей среды. Данная визуально выявленная закономерность позволяет выдвинуть предположение о ненулевой пространственной автокорреляции уровня загрязнений в российских регионах.

Для количественной оценки тесноты взаимосвязи значений показателя x для регионов, расположенных географически близко, используется глобальный индекс пространственной автокорреляции Морана I :

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}}, \quad (3)$$

где w_{ij} — пространственные веса, являющиеся (i, j) -ми элементами пространственной матрицы W размерности $n \times n$, x_i — значения исследуемого показателя, \bar{x} — его среднее значение. Пространственные веса w_{ij} служат в качестве меры локационной схожести регионов i и j , $i \neq j$; чем больше значения w_{ij} , тем выше схожесть расположения их территорий. При расчете данной пространственной статистики принято считать, что $w_{ii} = 0$.

Одна из ключевых проблем пространственного анализа данных — выбор весов, описывающих интенсивность пространственного воздействия индикаторов других регионов на значения индикатора данного региона. В работе Harris, Moffat & Kravtsova (2011) представлен широкий обзор стандартных подходов к построению матрицы пространственных весов. Обычной практикой является использование пространственных весовых матриц, основанных либо на смежности, либо на расстоянии. Расстояния между регионами могут определяться как расстояния между центроидами, или региональными центрами (или крупнейшими городами).

В данной работе рассматриваются три вида пространственных взаимосвязей между регионами: (1) обратные географические расстояния ($w_{ij} = 1/d$ для регионов i и j , $i \neq j$, где d — географическое расстояние между центроидами регионов, $w_{ii} = 0$); (2) квадраты обратных географических расстояний ($w_{ij} = 1/d^2$, для регионов i и j , $i \neq j$, $w'_{ii} = 0$); (3) смежности ($w_{ij} = 1$ для регионов i и j , $i \neq j$, имеющих общую сухопутную границу,⁴ для остальных регионов — 0). В литературе строки матрицы пространственных весов стандартизированы,

⁴В случае отсутствия сухопутной границы с другими регионами в качестве «соседа» рассматривался ближайший в смысле географического расстояния субъект федерации.

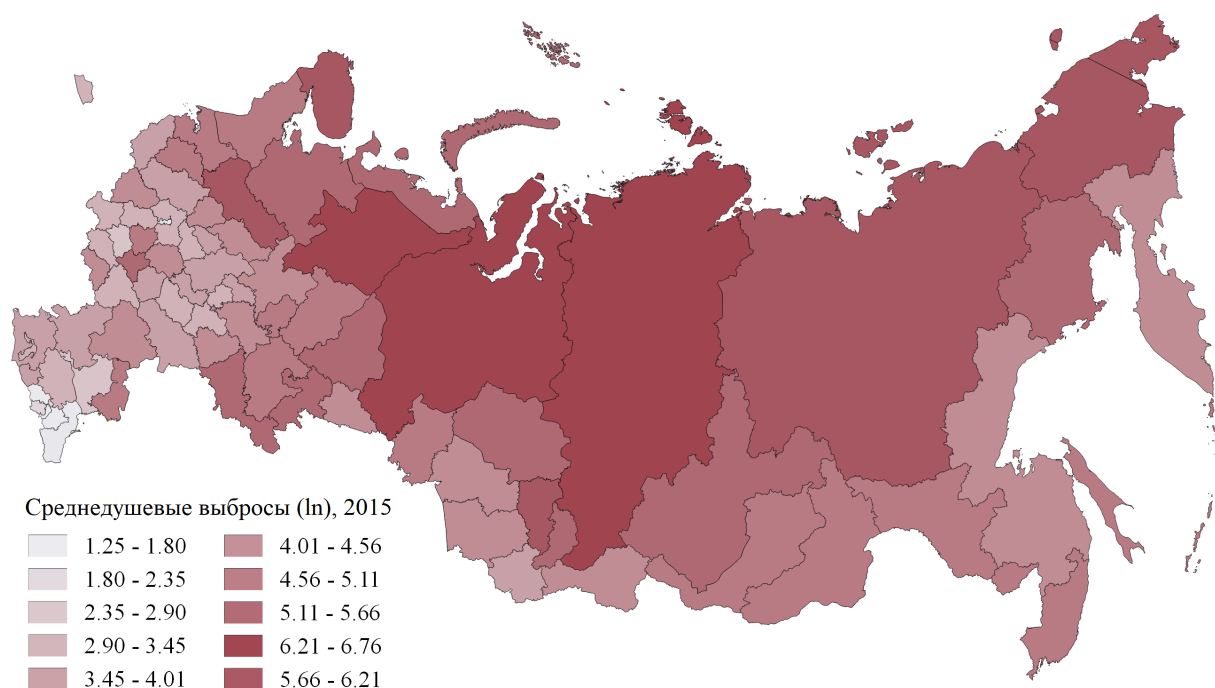


Рис. 1: Выбросы загрязняющих веществ в атмосферный воздух от стационарных источников, в пересчете на душу населения, кг (ln), 2015 г.

их сумма равна 1: $\sum_{j=1}^n w_{ij} = 1$ для всех i , в этом случае элементы строк весовых матриц могут быть проинтерпретированы как доли влияния соседних регионов на рассматриваемый регион. Матрицы пространственных весов, полученные после применения к описанным матрицам взаимосвязей операции стандартизации строк, обозначим следующим образом: $W^{(d)}$ — матрица обратных географических расстояний, $W^{(d^2)}$ — матрица квадратов обратных географических расстояний, $W^{(e)}$ — матрица смежности.

Таблица 1: Индексы Морана показателя Y_t

Год t	$W^{(d)}$	$W^{(d^2)}$	$W^{(e)}$
2005	0,195	0,377	0,533
2006	0,185	0,366	0,514
2007	0,184	0,364	0,520
2008	0,188	0,371	0,531
2009	0,191	0,376	0,543
2010	0,182	0,357	0,532
2011	0,185	0,374	0,524
2012	0,179	0,357	0,510
2013	0,179	0,365	0,520
2014	0,181	0,372	0,514
2015	0,178	0,352	0,512

Значения индекса Морана для логарифмов среднедушевых выбросов загрязняющих веществ в атмосферу, исходящих от стационарных источников, приведены в таблице 1, все они являются статистически значимыми при уровне значимости 0,05. Это означает, что зависимая переменная в уравнении (1) является пространственно автокоррелированной.

Следовательно, можно считать, что процесс, порождающий данные переменной Y , является пространственно автокоррелированным. Поэтому в модели (1) ошибки ε не удовлетворяют условиям классической линейной регрессионной модели, и стандартные методы оценивания неприменимы.

3 Пространственная экологическая кривая Кузнеця

Как было показано выше, среднедушевые региональные загрязнения являются пространственно автокоррелированными, т.е. проявляют взаимосвязь, обусловленную тем, как регионы расположены друг относительно друга. Поэтому дальнейшая эмпирическая стратегия состоит в формулировке соответствующей пространственной модели для ЭКК. Регрессионные модели с наиболее простой структурой, учитывающей пространственно автокоррелированную структуру данных Y , следующие:

- пространственная авторегрессионная модель (SAR — spatial autoregression), содержащая пространственный лаг зависимой переменной:

$$Y = \alpha + \rho WY + \beta_1 \ln GRP + \beta_2 (\ln GRP)^2 + X'\delta + \gamma t + \varepsilon, \quad (4)$$

- модель с пространственной ошибкой (SEM — spatial error model):

$$Y = \alpha + \beta_1 \ln GRP + \beta_2 (\ln GRP)^2 + X'\delta + \gamma t + \varepsilon, \quad \varepsilon = \lambda W\varepsilon + \varepsilon, \quad (5)$$

где W — матрица пространственных весов, X — матрица контрольных переменных, ρ и λ — пространственные параметры. В качестве контрольных переменных будем использовать следующие: $\ln Elc$ — потребление электроэнергии в пересчете на душу населения (тыс. кВтч), логарифм, $Gini$, $Gini^2$ — коэффициент Джини (индекс концентрации доходов) и его квадрат, $Manf$ — доля обрабатывающих производств в отраслевой структуре валовой добавленной стоимости, $Ming$ — доля добычи полезных ископаемых в отраслевой структуре валовой добавленной стоимости.⁵

Для того чтобы определить, которая из двух приведенных моделей лучше описывает данные, воспользуемся пространственными тестами множителей Лагранжа (Anselin, Vera, Florax & Yoon 1996). Значения тестовых статистик LM , рассчитанные для трех различных пространственных матриц $W^{(d)}$, $W^{(d^2)}$ и $W^{(c)}$, а также соответствующие p -значения приведены в таблице 2.

Таблица 2: Результаты тестов множителей Лагранжа

Тест	$W^{(d)}$		$W^{(d^2)}$		$W^{(c)}$	
	LM	p	LM	p	LM	p
lag	27,257	0,000	33,654	0,000	34,074	0,000
error	10,35	0,001	21,083	0,000	2,161	0,141

⁵Включение данных о структуре ВРП обусловлено тем, что, согласно данным Государственного доклада (2018), обрабатывающая и добывающая отрасли вносят наибольший вклад в общее количество выбросов загрязняющих веществ, поступающих в атмосферу от стационарных источников. Так, в 2005 году вклад предприятий обрабатывающей отрасли составлял 35,5%, вклад добывающей отрасли — 30,1%. В 2015 году эти пропорции изменились в незначительной степени: основные объемы и основная доля рассматриваемых выбросов приходилась на предприятия обрабатывающих производств (34,5% от всех выбросов от стационарных источников), на предприятия по добыче полезных ископаемых — 27,5%.

Из таблицы 2 следует, что для всех трех видов пространственных весов наилучшей регрессионной моделью является SAR модель, содержащая пространственный лаг зависимой переменной. Оценки модели SAR (4), полученные методом максимального правдоподобия, для всех трех пространственных матриц приведены в таблице 3, стандартные ошибки коэффициентов указаны в скобках.⁶

Таблица 3: Оценки модели SAR (4)

Весы →	$W^{(d)}$		$W^{(d^2)}$		$W^{(c)}$	
	(1) коэфф.	(2) ст.ош.	(3) коэфф.	(4) ст.ош.	(5) коэфф.	(6) ст.ош.
Регрессоры						
$\text{spatial } \rho$	0,351***	(0,040)	0,294***	(0,033)	0,201***	(0,027)
$\ln GRP$	4,200***	(0,918)	4,070***	(0,910)	4,270***	(0,920)
$(\ln GRP)^2$	-0,170***	(0,037)	-0,165***	(0,037)	-0,174***	(0,037)
$\ln Elc$	1,215***	(0,055)	1,201***	(0,055)	1,215***	(0,056)
$Gini$	40,465***	(9,360)	41,209***	(9,255)	46,306***	(9,321)
$Gini^2$	-54,760***	(11,476)	-55,860***	(11,342)	-62,025***	(11,420)
$Manf$	0,001	(0,003)	0,002	(0,003)	0,002	(0,003)
$Ming$	0,028***	(0,003)	0,028***	(0,003)	0,028***	(0,003)
t	-0,036**	(0,012)	-0,037**	(0,012)	-0,037**	(0,012)
R^2	0,752		0,756		0,750	
σ^2	0,349		0,343		0,351	
log-likelihood	-767,5		-762,5		-772,3	

Замечания: *** $p < 0,001$, ** $p < 0,01$, * $p < 0,05$. Число регионов 78, число наблюдений 858.

Коэффициенты для разных пространственных матриц различаются незначительно. Параметр пространственной авторегрессии ρ является статистически значимым и положительным для всех трех видов пространственных весов, что является подтверждением взаимозависимости среднедушевого уровня загрязнений соседних регионов. Коэффициенты при всех переменных (столбцы 1, 3, 5), кроме $Manf$, являются статистически значимыми при уровне 0,01. Коэффициент при квадрате среднедушевого дохода является отрицательным, что соответствует предположению о перевернутой U-образной зависимости уровня загрязнений от доходов. Однако для содержательной интерпретации величины коэффициентов потребуется учесть специфику пространственной регрессии.

4 Интерпретация результатов

Особенность пространственной модели SAR состоит в том, что правая часть уравнения содержит пространственный лаг зависимой переменной. Следовательно, коэффициенты при объясняющих не могут быть проинтерпретированы напрямую, т.к. не являются предельными эффектами, означающими, на какую величину изменится зависимая переменная наблюдения i в результате увеличения объясняющей переменной наблюдения i на 1 единицу при неизменности остальных переменных.

Согласно структуре модели SAR (4), пространственный эффект зависимой переменной может быть описан следующим образом. Изменение объясняющих переменных в регионе i приведет к *прямому* воздействию на зависимую переменную (уровень выбросов в окружающую среду) в регионе i и *косвенному* воздействию на зависимую переменную в регионе

⁶Расчеты выполнены в программе R с использованием пакета `spdep` (Millo & Piras, 2012).

$j \neq i$. (Например, использование усовершенствованных технологий на производстве, повлекшее уменьшение выбросов и повышение качества жизни в одном регионе, может привлечь в этот регион инвестиции и/или квалифицированную рабочую силу из соседних регионов. Соседние регионы, из которых происходит отток рабочей силы и инвестиций, могут отреагировать на данную ситуацию сокращением производства, что может снизить уровень негативного воздействия на окружающую среду). Усредненные суммы таких воздействий для каждой объясняющей переменной называются «усредненным прямым эффектом» (“average direct impact”) и «усредненным косвенным эффектом» (“average indirect impact”) объясняющей переменной (LeSage & Pace 2009).

Прямые и косвенные эффекты объясняющих переменных приведены в таблице 4. Вклад доли добывающих отраслей в структуре ВРП (прямые эффекты *Ming*) устойчив к выбору пространственной матрицы и показывает, что в регионах с высокой ресурсной составляющей уровень выбросов загрязняющих веществ в атмосферу также высокий. Индекс Джини проявляет нелинейную взаимосвязь с уровнем выбросов загрязняющих веществ в окружающую среду: при малых значениях индекса Джини (при низком уровне неравенства распределения доходов населения) наблюдается небольшой уровень загрязнения окружающей среды, затем после достижения определенного уровня неравенства по доходам наблюдается уменьшение негативного воздействия на окружающую среду. Следовательно, уровень выбросов загрязняющих веществ также имеет перевернутую U-образную зависимость от внутрирегиональных различий распределения дохода. Взаимосвязь энергоёмкости и количества выбросов положительная, что соответствует выводам в литературе.

Таблица 4: Прямые и косвенные эффекты переменных модели SAR (4)

Веса → Регрессоры	$W^{(d)}$		$W^{(d^2)}$		$W^{(c)}$	
	прямые	косвенные	прямые	косвенные	прямые	косвенные
$\ln GRP$	4,217	2,258	4,114	1,649	4,310	1,034
$(\ln GRP)^2$	-0,171	-0,091	-0,167	-0,067	-0,175	-0,042
$\ln Elc$	1,220	0,653	1,214	0,487	1,227	0,294
<i>Gini</i>	40,633	21,753	41,657	16,698	46,748	11,215
<i>Gini</i> ²	-54,987	-29,437	-56,467	-22,635	-62,617	-15,022
<i>Manf</i>	0,001	0,001	0,002	0,001	0,002	0,000
<i>Ming</i>	0,028	0,015	0,028	0,011	0,029	0,007
<i>year</i>	-0,037	-0,020	-0,037	-0,015	-0,038	-0,009
τ	228732		226547		215836	

Итак, результаты оценивания SAR-модели, учитывающей пространственные взаимосвязи регионов, подтвердили наличие перевернутой U-образной зависимости региональных среднелюдских выбросов от среднелюдского ВРП. Рассчитаем поворотную точку дохода, после достижения которой будет наблюдаться снижение количества выбросов. Поскольку β_1 и β_2 не являются предельными эффектами $\ln GRPpc$ и $(\ln GRPpc)^2$, они не могут быть использованы для расчета значений поворотной точки ЭКК по формуле (2). Для этих целей воспользуемся значениями прямых эффектов $\ln GRPpc$ и $(\ln GRPpc)^2$, расчетные значения поворотной точки дохода τ (в рублях) приведены в таблице 4. Лишь 25 регионов из 79 рассматриваемых продемонстрировали среднегодовой ВРП на душу населения, превышающий указанные значения τ , за период с 2005 по 2015 гг., большинство из которых имеют высокую долю добывающей отрасли в ВРП. Следовательно, значения τ , рассчитанные за данный временной интервал, нельзя рассматривать как разумно достижимые для большинства регионов.

5 Заключение

Эмпирический анализ показал наличие перевернутой U-образной зависимости среднедушевых загрязнений, исходящих от стационарных источников, от среднедушевого ВРП в российских регионах за период с 2005 по 2015 г. Однако расчет поворотной точки дохода, по достижению которой уровень загрязнений начинает уменьшаться, показал, что для российских регионов уровень поворотного дохода оказался достаточно высоким, и лишь малая часть регионов демонстрирует снижение загрязняющих веществ в окружающую среду при достижении поворотного значения ВРП на душу населения. Следовательно, выполнение экологической гипотезы Кузнеца для случая российских регионов можно считать условным, т.к. ЭКК поддерживается формальными тестами статистической значимости коэффициентов уравнения регрессии, но не проходит проверку в смысле разумно низкого, достижимого для существенной части регионов значения среднедушевого ВРП. Следует отметить, что российские регионы с высоким уровнем среднедушевого дохода, следующим экологической гипотезе Кузнеца, как правило, имеют высокую сырьевую базу. Однако, согласно полученным эмпирическим результатам, можно сделать вывод о том, что экономический рост, основанный на высокой ресурсной ренте, может привести к повышению уровня загрязнения окружающей среды в российских регионах.

Список литературы

- Государственный доклад «О состоянии и об охране окружающей среды Российской Федерации в 2016 году» (2018). Министерство природных ресурсов и экологии Российской Федерации.
- Иванова В. И. (2017). Пространственный анализ загрязнения окружающей среды в регионах Российской Федерации. В книге *Третьи чтения памяти профессора Б.Л.Овсиевича "Экономико-математические исследования: математические модели и информационные технологии"*, материалы Всероссийской конференции 7-9 ноября 2017 г. Издательство Нестор-История, 2017, стр. 121–125.
- Михаилищев, С.Г. & Ю.В. Раскина (2016). Экологическая кривая Кузнеца: случай России. *Финансы и бизнес* 1, 17–39.
- Andreoni, J. & A. Levinson (2001). The simple analytics of the environmental Kuznets curve. *Journal of Public Economics* 80(2), 269–286.
- Anselin, L., A.K. Bera, R. Florax & M.J. Yoon (1996). Simple diagnostic tests for spatial dependence. *Regional Science and Urban Economics* 26(1), 77–104.
- Grossman, G.M. & A.B. Krueger (1991). Environmental impacts of a North American free trade agreement. National Bureau of Economic Research, рабочая статья №. w3914.
- Grossman, G.M. & A.B. Krueger (1995). Economic growth and the environment. *Quarterly Journal of Economics* 110(2), 353–377.
- Harbaugh, W.T., A. Levinson & D.M. Wilson (2002). Reexamining the empirical evidence for an environmental Kuznets curve. *Review of Economics and Statistics* 84(3), 541–551.
- Harris R., J. Moffat & V. Kravtsova (2011). In search of 'W'. *Spatial Economic Analysis* 6(3), 249–270.
- Ketenci, N. (2018). The environmental Kuznets curve in the case of Russia. *Russian Journal of Economics* 4(3), 249–265.
- Kuznets, S. (1955). Economic growth and income inequality. *American Economic Review* 45(1), 1–28.
- LeSage, J. & R.K. Pace (2009). *Introduction to spatial econometrics*. Chapman and Hall/CRC.
- Maddison, D. (2006). Environmental Kuznets curves: A spatial econometric approach. *Journal of Environmental Economics and management* 51(2), 218–230.
- Martinez-Zarzoso, I. & A. Bengochea-Morancho (2004). Pooled mean group estimation of an environmental Kuznets curve for CO₂. *Economics Letters* 82(1), 121–126.
- Millimet, D.L., J.A. List & T. Stengos (2003). The environmental Kuznets curve: Real progress or misspecified models? *Review of Economics and Statistics* 85(4), 1038–1047.

- Millo, G. & G. Piras (2012) splm: Spatial panel data models in R. *Journal of Statistical Software* 47(1), 1–38.
- Olivier, J.G. & J.A.H.W. Peters (2018). Trends in global CO2 and total greenhouse gas emissions: 2018 report. PBL Netherlands Environmental Assessment Agency, 5.
- Rudenko, D. & D. Skripnuk (2016). Environmental Kuznets curve: The case of arctic Russian regions. *Ecology Management* 3, 209–216.
- Rupasingha, A., S.J. Goetz, D.L. Debertin & A. Pagoulatos (2004). The environmental Kuznets curve for US counties: A spatial econometric analysis with extensions. *Papers in Regional Science* 83(2), 407–424.
- Selden, T.M. & D. Song (1994). Environmental quality and development: Is there a Kuznets curve for air pollution emissions? *Journal of Environmental Economics and Management* 27(2), 147–162.
- Shafik, N. & S. Bandyopadhyay (1992). Economic growth and environmental quality: time series and cross-country evidence. World Bank Policy Research, рабочая статья WPS904.
- Stern, D.I. (2004). The rise and fall of the environmental Kuznets curve. *World Development* 32(8), 1419–1439.
- Vornovytsky M. & J. Boyce (2010). Economic inequality and environmental quality: Evidence of pollution shifting in Russia. University of Massachusetts Working Paper Series, No. 217.2010.
- Yang, X., F. Lou, M. Sun, R. Wang & Y. Wang (2017). Study of the relationship between greenhouse gas emissions and the economic growth of Russia based on the Environmental Kuznets Curve. *Applied Energy* 193, 162–173.

GRP and environmental pollution in Russian regions: spatial econometric analysis

Vera Ivanova

National Research University Higher School of Economics, Saint Petersburg, Russia

The article performs empirical estimation of the relationship between per capita income and per capita pollutant emissions in Russian regions taking into account their spatial interdependence. It is shown that the pollutant emissions in the Russian regions are spatially autocorrelated. The estimation results confirm an inverted U-shaped relationship between per capita income and per capita pollution at the regional level. The estimates of the income turning point suggest that most Russian regions are on an upward part of the environmental Kuznets curve, i.e., an increase in GRP is associated with higher pollution levels.

Keywords: environmental Kuznets Curve, spatial econometrics, Moran's index, Russian regions

JEL Classification: C23, O13, O44, Q53

Улучшают ли спатальные структуры прогнозы волатильности?*

Станислав Анатольев[†]

*Российская экономическая школа, Москва, Россия
CERGE-EI, Прага, Чехия*

Станислав Храпов[‡]

Schenker AG, Франкфурт-на-Майне, Германия

Мы оцениваем, используя прогнозные эксперименты на данных по доходностям акций, предсказательную способность спатально-структурированных спецификаций ВЕКК для волатильности в сравнении со стандартными моделями ВЕКК. Подтверждается, что класс спатальных ВЕКК-моделей потенциально улучшает качество прогнозов многомерных волатильностей. В то же время разные критерии качества предсказаний резко расходятся в том, какие из типов ограничений на матрицы коэффициентов являются наиболее выгодными, какая степень однородности матричных коэффициентов наиболее благоприятна, и какие критерии группировки активов и количество групп обеспечивают наибольшее улучшение прогнозов волатильности. Состав портфеля и количество акций в нём также сильно влияют на улучшение качества предсказаний спатально-структурированной ВЕКК по сравнению с обычной конфигурацией.

1 Введение

Критическим моментом в моделировании многомерной волатильности является размерность пространства параметров, которая имеет громадное влияние на качество предсказаний волатильности. В то время как в последние десятилетия было предложено множество многомерных GARCH-моделей, начиная с сильно параметризованного VEC-представления (Bollerslev, Engle & Wooldridge 1988), одним из наиболее популярных остается ВЕКК-представление (Engle & Kroner 1995),¹ которое предоставляет элегантное решение проблемы сверхпараметризации многомерных GARCH-моделей вкуче с решением проблемы положительной определённости прогнозов волатильности (по крайней мере при применении к небольшому количеству доходностей). Уравнение ВЕКК(1,1) для n доходностей выглядит так:

$$H_t = CC' + Au_{t-1}u'_{t-1}A' + BH_{t-1}B',$$

где $n \times n$ -матрица H_t — это дисперсия $n \times 1$ -вектора доходностей u_t , условная на информации в момент времени $t - 1$, A — это $n \times n$ -матрица «влияния новостей», B — это $n \times n$ -матрица «обратных связей», а C — это нижнетреугольная $n \times n$ -матрица разложения Холецкого для матрицы констант.

*Цитировать как: Анатольев, Станислав & Станислав Храпов (2019) «Улучшают ли спатальные структуры прогнозы волатильности?», Квантиль, №14, стр. 63–81. Citation: Anatolyev, Stanislav & Stanislav Khrapov (2019) “Do spatial structures yield better volatility forecasts?” Quantile, No.14, pp. 63–81.

[†] Адрес: 121353, г. Москва, Сколковское шоссе, дом 45. Электронная почта: sanatoly@nes.ru

[‡] Адрес: Edmund-Rumpler-Straße 3, 60549 Frankfurt am Main. Электронная почта: khrapovs@gmail.com

¹ Другая широко распространенная многомерная GARCH-модель, Динамические условные корреляции (Dynamic Conditional Correlation, Engle 2002), похоже, содержит некоторые проблемы теоретического плана (см. Caporin & McAleer 2012 и Aielli 2013) и эмпирически похожа на скалярную ВЕКК-модель (Caporin & McAleer 2008).

Степень параметризации ВЕКК-моделей в свою очередь сильно варьируется со своей формой, зависящей от количества ограничений, накладываемых на матрицы A и B . В полной ВЕКК-модели эти матрицы неограничены,² что приводит к n^2 параметрам в каждой из них. В диагональной ВЕКК-модели матрицы A и B диагональны (так что в уравнении выше $A = \text{dg}(a)$ и $B = \text{dg}(b)$), что приводит к n параметрам в каждой из них. Наконец, в скалярной ВЕКК-модели (Ding & Engle 2001) матрицы A и B пропорциональны единичной (так что $H_t = CC' + \alpha^2 u_{t-1} u'_{t-1} + \beta^2 H_{t-1}$), что приводит к одному параметру в каждой. В матрице C разных элементов $\frac{1}{2}n(n+1)$ в каждой из трёх стандартных ВЕКК-моделей.³ Краткое описание содержится в верхней части таблицы 1. Степень параметризации сильно меняется от формы к форме и, естественно, может сильно влиять на качество прогнозирования. Имеется ощущение, что полная ВЕКК-модель, возможно, слишком сильно параметризована, и какая-нибудь из ограниченных форм, скорее всего, способна лучше прогнозировать волатильность.

Недавно Sarojin & Paguolo (2015) предложили промежуточную форму для многомерных GARCH-моделей, которая накладывает ограничения, основанные на спатальной структуре активов, чьи доходности моделируются. Для полной ВЕКК-модели эти ограничения, налагающие диагональность на матричные коэффициенты в линейной комбинации спатальных взвешивающих матриц, уменьшают количество параметров с $O(n^2)$ до $O(n)$ таким же образом, как формулируются спатальные авторегрессии и модели спатальных ошибок (см., например, LeSage & Pace 2009). Структурированная по близости ВЕКК-модель, таким образом, подразумевает перетекания волатильности внутри групп активов, похожих по одному или нескольким критериям. В разделе 2 детально описана конструкция спатальных ВЕКК-структур, а краткое описание содержится в нижней части таблицы 1.

Цель настоящей статьи — выявить, используя реальные данные по ликвидным акциям, потенциал спатальных форм из ВЕКК-класса по улучшению качества прогнозов многомерной волатильности по сравнению со стандартными моделями ВЕКК. Как следует из эмпирического приложения в Sarojin & Paguolo (2015), быстрый ответ — да, есть позитивный и ощутимый потенциал.⁴ Если мы это подтвердим (и на самом деле да, подтверждаем), нашей очередной целью является понять, какие типы ограничений на матрицы спатальных коэффициентов наиболее обещающие и определить место наиболее выгодных спатальных ВЕКК-форм в линейке полных/диагональных/скалярных форм стандартной ВЕКК-модели. В частности, ответы на следующие вопросы могут представлять интерес. Находится ли качество прогнозов спатальных ВЕКК-моделей в промежутке между качеством, обеспечиваемым полной и диагональными формами стандартной ВЕКК, или же в промежутке между качеством, обеспечиваемым диагональными и скалярной формами стандартной ВЕКК? Какова «оптимальная» степень однородности на диагоналях матриц коэффициентов? Каково «оптимальное» количество критериев группировки? Какие критерии группировки явля-

²Не считая ограничений, гарантирующих стационарность процесса волатильности.

³Метод таргетирования волатильности (Engle & Mezrich 1996) помогает уменьшить размерность вектора параметров оптимизационной задачи разделением оценивания на два шага: оценивание безусловной дисперсии $\hat{\Omega}$ непосредственно из данных на первом шаге и максимизация ограниченного (квази-)правдоподобия, соответствующего модифицированному дисперсионному уравнению $H_t = \hat{\Omega} + A(u_{t-1} u'_{t-1} - \hat{\Omega})A' + B(H_{t-1} - \hat{\Omega})B'$ на втором шаге.

Мы не применяем таргетирование волатильности по нескольким причинам, среди которых, в порядке возрастания важности: (а) мы не рассматриваем очень высокомерные приложения; (б) как выяснилось в Anatolyev & Khrarov (2015), большинство оценок и критериев более смещена при таргетировании волатильности, чем когда его избегают; (в) спатальные версии ВЕКК-модели не позволяют таргетировать волатильность без изменения структуры моделей; (г) на первом шаге процедуры таргетирования волатильности матрица безусловных дисперсий, содержащая $\frac{1}{2}n(n+1)$ различных элементов, оценивается непараметрически из тех же данных, так что таргетирование волатильности не больно-то уменьшает степень параметризации.

⁴Более того, симуляции в Sarojin & Paguolo (2015) показывают, что даже неверно специфицированные, но более компактные спатальные ВЕКК-спецификации могут иметь преимущество перед стандартными или полными спатальными ВЕКК-моделями в терминах прогнозной способности.

ются наиболее «важными» в обеспечении наибольшего улучшения прогнозов волатильности?

К сожалению, выглядит так, что нет четких ответов на эти вопросы. Существует определенный потенциал спатального структурирования ВЕКК-модели в улучшении прогнозирования волатильности в сравнении со стандартной ВЕКК-моделью. Однако, это улучшение очень чувствительно к таким факторам, как критерии качества прогнозирования, типы накладываемых ограничений, количество групп в спатальной структуре и критерии, используемые для формирования групп. Результаты также сильно могут меняться в зависимости от количества акций в рассматриваемых портфелях и от состава портфелей.

Статья организована следующим образом. Мы представляем спатальную ВЕКК-модель и её различные ограниченные формы в разделе 2. В разделе 3 описываются схемы и алгоритмы, которые мы используем в эмпирическом эксперименте, а данные — в разделе 4. В разделе 5 содержатся результаты и их обсуждение. Наконец, раздел 6 завершает статью. Немного об обозначениях: для вектора x мы используем обозначение $\text{dg}(x)$ для диагональной матрицы, в которой главная диагональ заполняется элементами вектора x , а $\mathbf{1}_n$ обозначает вектор единиц размера n .

2 Спатальная ВЕКК-модель

Вектор размерности n логарифмов доходностей можно представить как

$$r_t = \mu_t + H_t^{-1/2} \varepsilon_t,$$

где μ_t — это n -вектор условных средних, H_t — $n \times n$ -матрица условных дисперсий, а ε_t — вектор независимых одинаково распределенных ошибок. В соответствии с общепринятой практикой моделирования условных дисперсий мы оставляем без внимания моделирование условных доходностей и просто приравниваем их к безусловным средним: $\mu_t = E[r_t]$. В эмпирической части мы центрируем доходности относительно их выборочного среднего.

Как описано во Введении, если в стандартной ВЕКК-модели матрицы A и B диагонально ограничены, т.е. $A = \text{dg}(a)$ и $B = \text{dg}(b)$, то это приводит к диагональному ВЕКК-представлению, а если матрицы A и B пропорциональны единичной матрице, т.е. $A = \alpha I_n$ и $B = \beta I_n$, то это ограничение приводит к скалярному ВЕКК-представлению; см. верхнюю часть таблицы 1.

В общей спатальной ВЕКК-модели матрицы коэффициентов имеют следующую структуру. Пусть m матриц W_1, W_2, \dots, W_m будут спатальными весовыми матрицами, обычно представляющими группировку активов по m критериям.⁵ Матрицы A и B ограничены следующим образом:

$$A = \text{dg}(a_0) + \sum_{i=1}^m \text{dg}(a_i) W_i,$$

⁵Предположим, существует четыре актива, которые сгруппированы в две группы по определенному критерию (например, отрасль, размер и т.д.) и организованы соответственно. Тогда $n = 4$, $m = 1$, и единственная спатальная весовая матрица выглядит следующим образом:

$$W_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

В случае, если в одной из групп больше двух активов, соответствующие строки матрицы W_1 содержат число, обратное числу активов в группе минус единица: например, если в группе 5 активов, то соответствующие строки заполнены $\frac{1}{4}$ и 0. Более детальное описание конструкции весовых матриц см. в LeSage & Pace (2009) и Sapori & Paruolo (2015).

$$B = \text{dg}(b_0) + \sum_{i=1}^m \text{dg}(b_i) W_i,$$

в то время как постоянная во времени матрица CC' имеет следующую структуру:

$$D^{-1} \text{dg}(d_0) (D')^{-1},$$

где

$$D = I_n - \sum_{i=1}^m \text{dg}(d_i) W_i.$$

Идея такой структуры матриц A , B и D заключается в учете эффектов взаимосвязей между волатильностями активов, принадлежащих одной группе. В то время как структура матриц A и B похожа на таковую AR(1)-коэффициента в спатальной авторегрессионной модели (SAR), структура матрицы CC' соответствует структуре в модели спатальной ошибки (SEM). Более детальное описание см. в LeSage & Pace (2009) и Caporin & Paruolo (2015). Такие ограничения делают спатальную ВЕКК-модель ближе к диагональной ВЕКК модели, не приводя к их полной идентичности, но сохраняя возможность моделирования наиболее важных взаимосвязей волатильностей между активами. Они снижают число параметров с $O(n^2)$ до $O(n)$; см. нижнюю часть таблицы 1.

Caporin & Paruolo (2015) предложили спатальную (или гетерогенную) ВЕКК-модель, которую можно ограничить еще сильнее посредством введения полных или частичных ограничений на вектора a_i , b_i и d_i , $i = 1, \dots, m$. В частности, полная гомогенность предполагает одинаковую взаимосвязь между активами для каждой группы, т.е. гомогенность векторов a_i , b_i и d_i для всех $i = 1, \dots, m$, или, формально, $a_i = \alpha_i \mathbf{1}_n$, $b_i = \beta_i \mathbf{1}_n$, $d_i = \delta_i \mathbf{1}_n$, $i = 1, \dots, m$; в то же время вектора a_0 и b_0 остаются без ограничений. Групповая гомогенность не требует такого ограничения, так что гомогенность проявляется только внутри групп, специфичных для конкретного критерия группировки:

$$a_i = \begin{bmatrix} \alpha_{i,1} \mathbf{1}_{n_1} \\ \vdots \\ \alpha_{i,k_i} \mathbf{1}_{n_{k_i}} \end{bmatrix}, \quad b_i = \begin{bmatrix} \beta_{i,1} \mathbf{1}_{n_1} \\ \vdots \\ \beta_{i,k_i} \mathbf{1}_{n_{k_i}} \end{bmatrix}, \quad d_i = \begin{bmatrix} \delta_{i,1} \mathbf{1}_{n_1} \\ \vdots \\ \delta_{i,k_i} \mathbf{1}_{n_{k_i}} \end{bmatrix}, \quad i = 1, \dots, m,$$

где k_i — это число групп для критерия i , а n_k — это число активов в группе k . Итого, мы используем дополнительный набор ограничений, приводящий наиболее ограниченную гомогенную спатальную ВЕКК-модель к стандартной ВЕКК-конфигурации, дополнительно предполагая, что вектора a_0 и b_0 тоже гомогенны для всех активов: $a_0 = \alpha_0 \mathbf{1}_n$ и $b_0 = \beta_0 \mathbf{1}_n$. Мы называем такую спецификацию «скалярной гомогенной» спатальной ВЕКК.

В нашем эмпирическом эксперименте мы проверяем три значения m . В случае $m = 1$ принцип группировки — это отрасль, к которой принадлежит компания, страна, где она зарегистрирована, или капитализация компании, которая принимает только два значения — крупная или маленькая. Когда $m = 2$, используются две категории из трех, а если $m = 3$, то все три. Дополнительно мы вводим искусственную конструкцию, где $m = 1$ без группировки, или, другими словами, когда все активы принадлежат к одной и той же группе (которую, например, тривиально можно назвать «актив»); соответственно, спатальная взвешивающая матрица равна $W_1 = \mathbf{1}_n \mathbf{1}'_n - I_n$. Эта ситуация (которую мы называем «единственная группа») служит связующим звеном между стандартной спецификацией ВЕКК и спатальной ВЕКК и предназначена подчеркнуть достоинства и недостатки введения «равномерной» спатальной структуры в модель ВЕКК без использования гетерогенности спатальных ограничений.

Таблица 1: ВЕКК-уравнения и ограничения

ВЕКК	Тип ограничения	Новостной эффект	Обратная связь	Константа	Число параметров
Стандартная	Полная	A	B	CC'	$2n^2 + \frac{1}{2}n(n+1)$
	Диагональная	$\text{dg}(a)$	$\text{dg}(b)$	CC'	$2n + \frac{1}{2}n(n+1)$
	Скалярная	αI_n	βI_n	CC'	$2 + \frac{1}{2}n(n+1)$
Спациальная	Гетерогенная	a_i свободный	b_i свободный	d_i свободный	$3(m+1)n$
	Гомогенная по группам	a_0 свободный $a_i = \begin{bmatrix} \alpha_{i,1} \mathbf{1}_{n_1} \\ \vdots \\ \alpha_{i,k_i} \mathbf{1}_{n_{k_i}} \end{bmatrix}$	b_0 свободный $b_i = \begin{bmatrix} \beta_{i,1} \mathbf{1}_{n_1} \\ \vdots \\ \beta_{i,k_i} \mathbf{1}_{n_{k_i}} \end{bmatrix}$	d_0 свободный $d_i = \begin{bmatrix} \delta_{i,1} \mathbf{1}_{n_1} \\ \vdots \\ \delta_{i,k_i} \mathbf{1}_{n_{k_i}} \end{bmatrix}$	$3(n+mk)$
	Гомогенная	a_0 свободный $a_i = \alpha_i \mathbf{1}_n$	b_0 свободный $b_i = \beta_i \mathbf{1}_n$	d_0 свободный $d_i = \delta_i \mathbf{1}_n$	$3(n+m)$
	Скалярно гомогенная	$a_0 = \alpha_0 \mathbf{1}_n$ $a_i = \alpha_i \mathbf{1}_n$	$b_0 = \beta_0 \mathbf{1}_n$ $b_i = \beta_i \mathbf{1}_n$	d_0 свободный $d_i = \delta_i \mathbf{1}_n$	$n + 3m + 2$

Примечания: в спациальной структуре $A = \text{dg}(a_0) + \sum_{i=1}^m \text{dg}(a_i) W_i$, $i = 1, \dots, m$; $B = \text{dg}(b_0) + \sum_{i=1}^m \text{dg}(b_i) W_i$, $i = 1, \dots, m$; $CC' = D^{-1} \text{dg}(d_0) (D')^{-1}$, где $D = I_n - \sum_{i=1}^m \text{dg}(d_i) W_i$, $i = 1, \dots, m$. Вектор $d_0 > 0$ всегда неограничен.

Также, в случае $m = 2$ мы рассматриваем спатильную конструкцию, где мы преднамеренно делаем ошибку в сортировке активов по группам. В частности, мы предполагаем, что фирмы в разных странах и разных отраслях спатильно связаны. В случае четырех активов существует только одна такая ошибочная конфигурация (которую мы называем как «ошибочная группировка»). Это позволяет увидеть, насколько критична корректная спатильная классификация при ее использовании в целом.

3 Оценивание и анализ результатов

3.1 Оценивание

Для оценивания параметров модели мы используем метод гауссовского максимального квази-правдоподобия. Гауссовская логарифмическая функция правдоподобия (после аффинной трансформации) равняется

$$l_t(\theta) = -\ln |H_t| - u_t' H_t^{-1} u_t,$$

где H_t определяются рекурсивно посредством

$$H_t = CC' + Au_{t-1}u_{t-1}'A' + BH_{t-1}B'.$$

Мы максимизируем логарифмическую функцию квази-правдоподобия $\sum_{t=1}^T l_t(\theta)$ путем выбора вектора θ , который варьируется по длине в зависимости от спецификации модели ВЕКК (см. таблицу 1). С большим числом параметров в некоторых спецификациях проблема численной оптимизации становится определяющей для поиска «верного» набора оценок параметров среди потенциального множества локальных максимумов. Описанная ниже итеративная процедура гарантирует, что оптимизация сходится к глобальному максимуму.

С целью оценивания стандартной ВЕКК модели мы выбираем начальные значения параметров в соответствии со следующим правилом.

- Начальные значения для скалярной модели, параметров α и β : $\sqrt{0.2}$ и $\sqrt{0.6}$.
- Начальные значения для диагональной модели, векторов a и b : $\hat{\alpha}\mathbf{1}_n$ и $\hat{\beta}\mathbf{1}_n$, где $\hat{\alpha}$ и $\hat{\beta}$ оценены при скалярном ограничении на предыдущем шаге.
- Начальные значения для полной модели, матриц A и B : $\text{dg}(\hat{a})$ и $\text{dg}(\hat{b})$, где \hat{a} и \hat{b} оценены при диагональном ограничении на предыдущем шаге.
- Начальные значения для C вычисляются с помощью декомпозиции Холецкого матрицы $S - ASA' - BSB'$, где $S = T^{-1} \sum_{t=1}^T u_t u_t'$ — безусловная выборочная дисперсия u_t , а A и B выбраны согласно предыдущему шагу.

С целью оценивания спатильной модели ВЕКК мы выбираем начальные значения параметров в соответствии со следующим правилом.

- Начальные значения для скалярной гомогенной модели, α_0 и β_0 : $\sqrt{0.2}$ и $\sqrt{0.6}$, соответственно; а α_i , β_i и δ_i , $i = 1, \dots, m$, — нули. Начальные значения для d_0 берутся из диагональных элементов $S - ASA' - BSB'$, где $S = T^{-1} \sum_{t=1}^T u_t u_t'$ — безусловная выборочная дисперсия u_t .
- Начальные значения для гомогенной модели, a_0 и b_0 : $\hat{\alpha}_0\mathbf{1}_n$ и $\hat{\beta}_0\mathbf{1}_n$, соответственно; d_0 : \hat{d}_0 ; α_i , β_i , и δ_i : $\hat{\alpha}_i$, $\hat{\beta}_i$ и $\hat{\delta}_i$, соответственно, $i = 0, 1, \dots, m$. Все параметры с крышками наследуются от скалярных гомогенных оценок с предыдущего шага.

- Начальные значения для модели гомогенных групп, a_0 , b_0 и d_0 : \hat{a}_0 , \hat{b}_0 , и \hat{d}_0 , соответственно; $\alpha_{i,j}$, $\beta_{i,j}$, и $\delta_{i,j}$: $\hat{\alpha}_i$, $\hat{\beta}_i$ и $\hat{\delta}_i$, соответственно, $i = 0, 1, \dots, m$, $j = 1, \dots, k_i$. Все параметры с крышками приравниваются к гомогенным оценкам с предыдущего шага.
- Начальные значения для гетерогенной модели, a_0 , b_0 и d_0 : \hat{a}_0 , \hat{b}_0 , и \hat{d}_0 , соответственно; a_i , b_i , и d_i : $[\hat{\alpha}_{i,1} \mathbf{1}'_{n_1}, \dots, \hat{\alpha}_{i,k_i} \mathbf{1}'_{n_{k_i}}]'$, $[\hat{\beta}_{i,1} \mathbf{1}'_{n_1}, \dots, \hat{\beta}_{i,k_i} \mathbf{1}'_{n_{k_i}}]'$, и $[\hat{\delta}_{i,1} \mathbf{1}'_{n_1}, \dots, \hat{\delta}_{i,k_i} \mathbf{1}'_{n_{k_i}}]'$, соответственно, $i = 1, \dots, m$. Все параметры с крышками приравниваются оценкам из модели гомогенных групп с предыдущего шага.

3.2 Прогнозирование

Прогнозирование волатильности выполняется на основе движущегося окна фиксированного размера $L < T$. В нашем эмпирическом исследовании мы работаем с T , примерно равным 3500, и L , примерно равным 2000. Мы начинаем с подвыборкой первых L наблюдений из всего набора данных. Для этой подвыборки мы оцениваем параметры определенной модели и вычисляем прогнозы с помощью стандартной рекурсии:

$$\hat{H}_{L+1}^f = \hat{C}\hat{C}' + \hat{A}u_L u_L' \hat{A}' + \hat{B}\hat{H}_L \hat{B}'.$$

На следующем шаге мы повторяем цикл, но для подвыборки доходностей $[u'_2, \dots, u'_{L+1}]$. Таким образом мы получаем прогноз \hat{H}_{L+2}^f . Мы повторяем эту операцию до тех пор, пока не исчерпан весь набор доступных данных, что дает нам в итоге $T - L$ прогнозов $\{\hat{H}_{L+s}^f\}_{s=1}^{T-L}$. На первом шаге оценивания с помощью процедуры движущегося окна параметры оцениваются на основе итеративного алгоритма, описанного в разделе 3.1. Далее, начальные значения параметров для оптимизационной процедуры берутся с предыдущего шага. Идея заключается в том, что оценки параметров не должны меняться при одновременном удалении одного наблюдения из выборки и добавлении нового для сохранения ее размера.

3.3 Анализ качества прогнозирования

Мы оцениваем качество прогнозов дисперсии на основе трех типов критериев: одни измеряют статистическое качество прогнозирования, другие соответствуют точке зрения распределения активов, а последние соответствуют перспективе управления рисками. Подобно Laurent, Rombouts & Violante (2012), Caporin & McAleer (2014) и Clements, Doolan, Hurn & Becker (2012), мы рассматриваем следующие статистические меры.⁶

⁶В дополнение к перечисленным ниже, мы вычислили еще три критерия, но не приводим их значения по причине их сильной схожести с уже описанными: Евклидова норма разницы между прогнозами и реализованными значениями

$$\text{eucl} = \frac{1}{k^2} \text{vech}(\hat{H}_{T+1}^f - \tilde{H}_{T+1})' \text{vech}(\hat{H}_{T+1}^f - \tilde{H}_{T+1}),$$

которая, в отличие от нормы Фробениуса, учитывает ковариации только один раз; критерий среднего квадратичного отклонения (MSE)

$$\text{mse} = (s_{T+1}^w - \hat{s}_{T+1}^w)^2,$$

который штрафует излишне большие отклонения реализованной дисперсии портфеля от её прогноза на один шаг вперед; и критерий QLIKE

$$\text{qlike} = \log \hat{s}_{T+1}^w + s_{T+1}^w (\hat{s}_{T+1}^w)^{-1},$$

который в отличие от MSE принимает во внимание асимметрию распределения с позитивным носителем, характерную для доходностей портфеля. Результаты для Евклидовой нормы очень схожи с результатами для нормы Фробениуса; ранжирование на основе MSE схоже с логарифмическим счетчиком, но не настолько четко, и, наконец, результаты использования критерия QLIKE сильно напоминают результаты использования функции потерь, основанной на стоимости риска.

Норма Фробениуса ('frob') квадрата разницы между прогнозом дисперсии \hat{H}_{T+1}^f и ее реализованным прокси \tilde{H}_{T+1} — это

$$\text{frob} = \text{tr} \left[\left(\hat{H}_{T+1}^f - \tilde{H}_{T+1} \right)' \left(\hat{H}_{T+1}^f - \tilde{H}_{T+1} \right) \right],$$

где $\text{tr}(\cdot)$ — это оператор суммирования диагональных элементов матрицы. Реализованный прокси — это квадрат доходности, $\tilde{H}_{T+1} = u_{T+1}u_{T+1}'$. Еще один статистический критерий — это функция потерь Штейна ('stein')

$$\text{stein} = \log \left| \hat{H}_{T+1}^f \right| + u_{T+1}' \left(\hat{H}_{T+1}^f \right)^{-1} u_{T+1}.$$

Эта функция потерь — всего лишь (дважды) значение логарифма правдоподобия со знаком минус, вычисленное для прогноза волатильности. Обратим внимание, что оно не зависит от прокси волатильности, что делает критерий свободным от ошибки оценивания, присущей вышеописанным критериям. Как показывают Patton & Sheppard (2009), эти функции потерь робастны к неточным прокси волатильности.

С целью непрямого анализа прогнозов с точки зрения распределения активов мы определяем следующие значения в соответствии с Caropin & McAleer (2014) для некоторых весов портфеля w : реализованных доходностей портфеля, $r_{T+1}^w = w'r_{T+1}$, ожидаемых доходностей портфеля, $\hat{r}_{T+1}^w = w'\hat{\mu}_{T+1}^f$, реализованных дисперсий портфеля, $s_{T+1}^w = w'\tilde{H}_{T+1}w$, и ожидаемых дисперсий портфеля, $\hat{s}_{T+1}^w = w'\hat{H}_{T+1}^fw$. В данной статье мы рассматриваем равномерно взвешенные портфели, где $w = \mathbf{1}_k/k$.⁷ С этими определениями мы используем следующий критерий логарифмического счётчика ('lscore') (см. также Patton & Sheppard, 2009):

$$\text{lscore} = \log \hat{s}_{T+1}^w + (r_{T+1}^w - \hat{r}_{T+1}^w)^2 (\hat{s}_{T+1}^w)^{-1}.$$

Эта функция потерь сильно напоминает (дважды) логарифм гауссовской функции правдоподобия со знаком минус, вычисленной для прогноза дисперсии портфеля.

В терминах управления рисками наиболее важные и практичные критерии основаны на стоимости риска. Стоимость риска портфеля определяется как

$$\text{var}_T(\alpha) = Q_\alpha \sqrt{\hat{s}_{T+1}^w},$$

где Q_α — это α -квантиль распределения доходности портфеля. Соответствующая функция потерь ('var'), используемая в Caropin & McAleer (2008), определяется как

$$\text{var} = \begin{cases} 1 + e_{T+1}^2, & e_{T+1} < 0, \\ 0, & e_{T+1} \geq 0, \end{cases}$$

где $e_{T+1} \equiv r_{T+1}^w - \text{var}_T(\alpha)$. В терминологии, принятой в Ferreira & Lopez (2005), каждое событие, когда $e_{T+1} < 0$ или $r_{T+1}^w < \text{var}_T(\alpha)$, называется исключением. Каждое исключение добавляет все растущее значение с более высоким разрывом между доходностью и прогнозом стоимости риска. Любое обратное событие имеет нулевую стоимость.

Чтобы убедиться, что разница между качеством прогнозов между различными моделями статистически значима, мы конструируем доверительные множества моделей (MCS), предложенные в Hansen, Lunde & Nason (2011) и использованные, например, в Laurent, Rombouts

⁷Ещё один возможный вариант заключается во взвешивании, соответствующем минимизации дисперсии, где $w = (\hat{H}_{T+1}^f)^{-1} \mathbf{1}_k (\mathbf{1}_k' (\hat{H}_{T+1}^f)^{-1} \mathbf{1}_k)^{-1}$, но эти веса не подходят для сравнения, поскольку они не независимы от выбора модели дисперсии.

& Violante (2012) и Anatolyev & Kobotaev (2018) в контексте прогнозирования волатильности. Коротко, множество моделей доверия — это подмножество моделей, которое содержит лучшую (относительно функции потерь на рассмотрении) модель с определенной вероятностью покрытия. Процедура MCS также производит для всех моделей их индивидуальные p -значения, которые можно грубо интерпретировать как их шанс быть наилучшей. В нашей имплементации⁸ мы использовали блочный бутстрап с длиной, равной квадратному корню от размера выборки, $B = \sqrt{T}$.

4 Данные

Мы используем два набора данных: один содержит четыре актива, а другой восемь. Назовем их Набор данных А и Набор данных В. Активы выбраны так, что в каждом из них существует естественная группировка с равными размерами групп (два актива для каждой группы), и значения для каждого критерия существенно отличаются друг от друга. Набор данных А, таким образом, содержит два группировочных критерия, а Набор данных В — три группировочных критерия. Использование двух наборов данных позволяет нам, во-первых, убедиться, что тенденции, выявленные для одного, не являются случайными, и во-вторых, с целью уточнить выводы, полученные на маленьком наборе данных.

Оба набора данных начинаются с 3-го января 2002 года и заканчиваются 27-го ноября 2015 года, что дает нам $T = 3500$ дневных наблюдений. Данные о дневных ценах загружены с сайта Yahoo Finance. Все цены скорректированы на сплиты активов и выплату дивидендов. Размер движущегося окна выбран как $L = 2000$. В результате это дает нам $T - L = 1500$ прогнозов дисперсий для каждой модели/ограничения.

4.1 Набор данных А

Набор данных А содержит четыре голубые фишки (тикер актива дан в скобках): Ford Motors (F), Siemens (SIE), Nike (NKE), и Adidas (ADS). Дневные доходности для всей выборки показаны на Рис. 1. Здесь два критерия группировки — по принадлежности к отрасли и по стране регистрации. Таблица 2 иллюстрирует группировку компаний по обоим критериям.

Таблица 2: Группировка в Наборе данных А

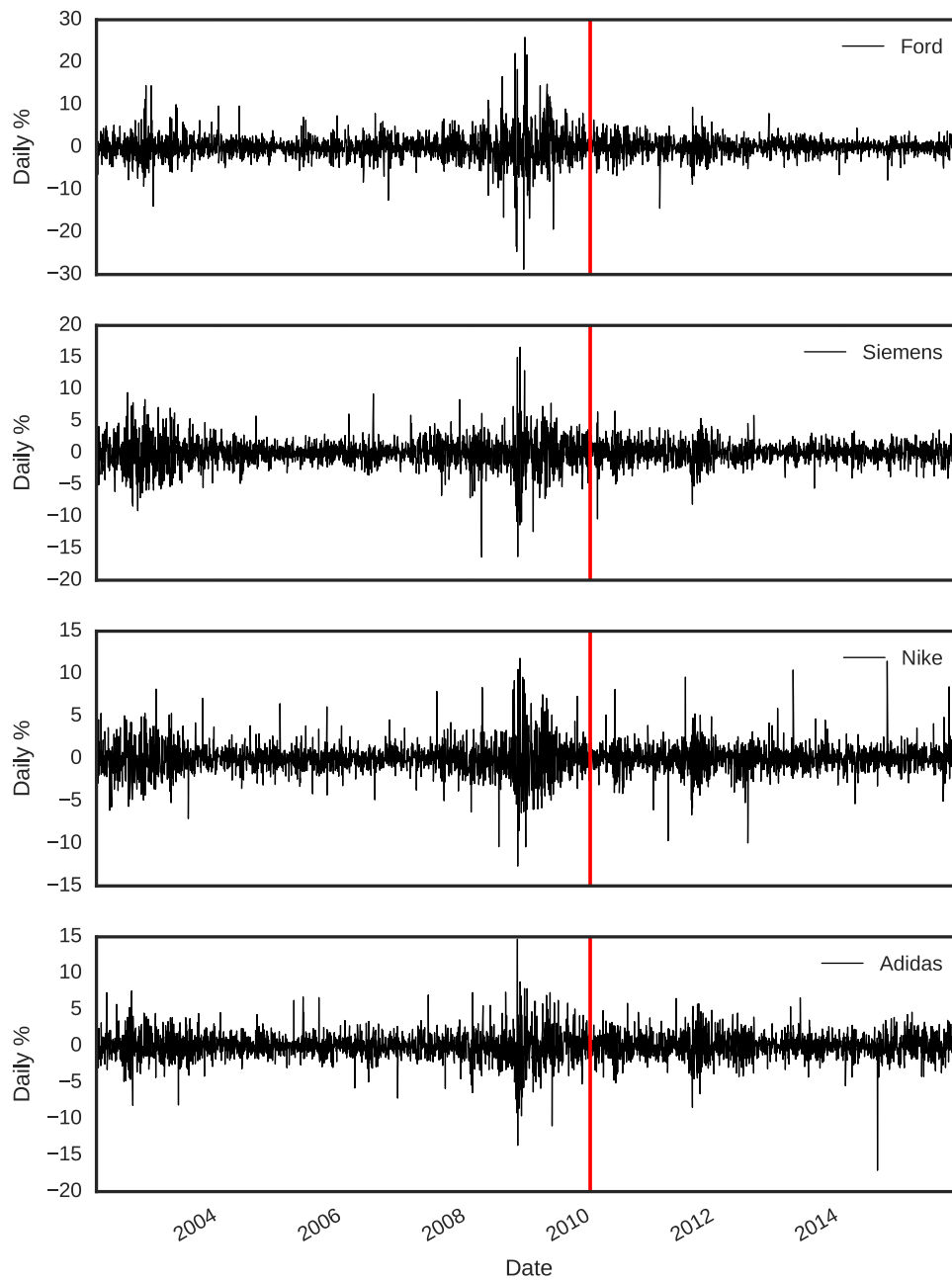
Отрасль	Страна	
	США	Германия
Машиностроение	Ford (F)	Siemens (SIE)
Одежда	Nike (NKE)	Adidas (ADS)

4.2 Набор данных В

Набор данных В содержит восемь компаний (тикер и рыночная капитализация на ноябрь 2015 года даны в скобках): Denbury Resources (DNR, \$1.2B), Occidental Petroleum (OXY, \$48B), Yanzhou Coal Mining (YZC, \$910M), CNOOC (CEO, \$50B), Ebix (EBIX, \$1.2B), Adobe Systems (ADBE, \$46B), Sohu.com (SOHU, \$2B), NetEase (NTES, \$21B). Дневные доходности для всей выборки показаны на Рис. 2. Здесь три критерия группировки — по стране, по отрасли и по рыночной капитализации. Таблица 3 иллюстрирует группировку этих компаний по трем критериям.

⁸Мы используем библиотеку ARCH Кевина Шепарда, которая содержит MCS как одну из своих функций, см. <https://github.com/bashtage/arch>.

Рис. 1: Центрированные дневные доходности (%) для Набора данных А

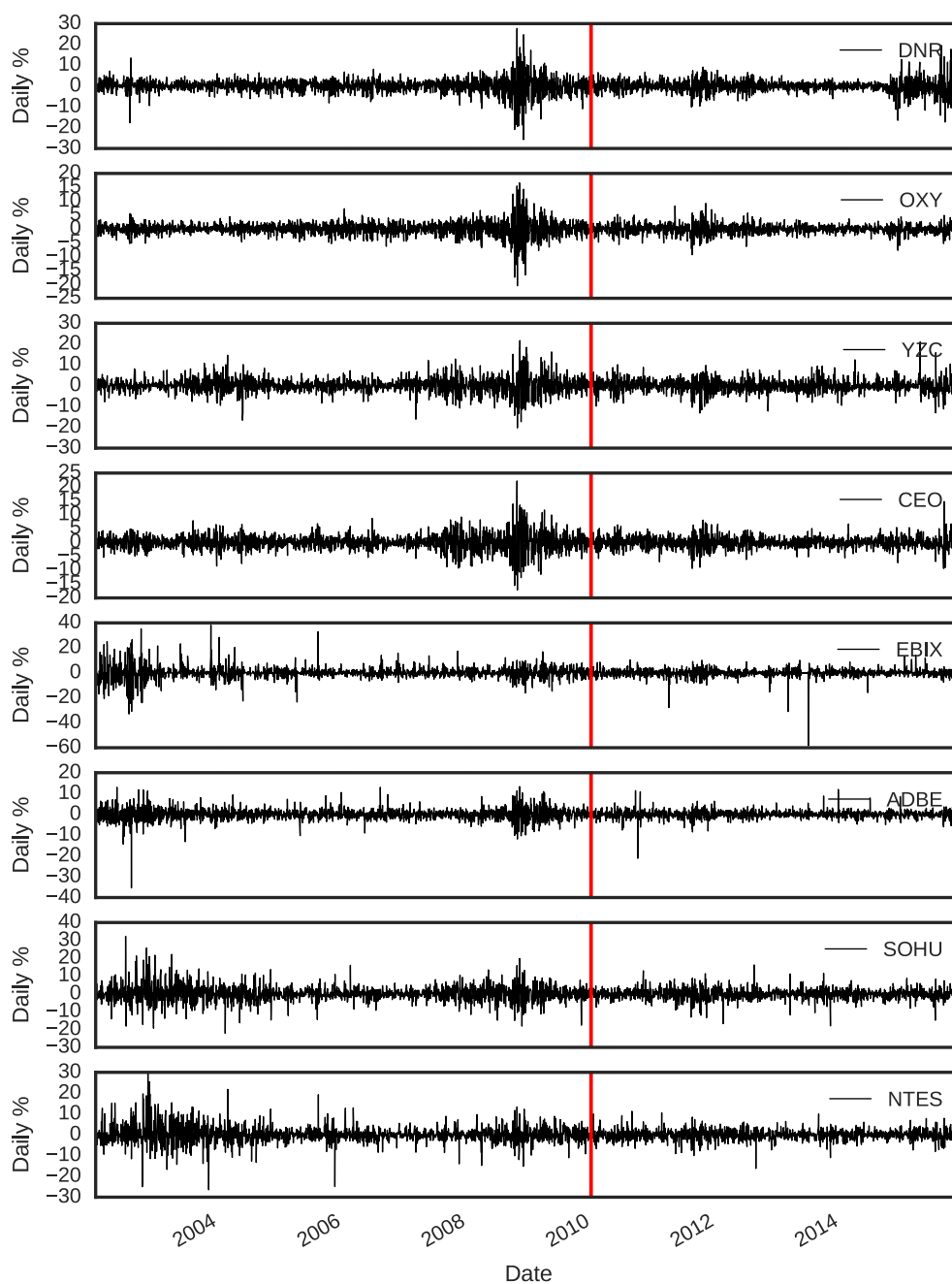


Замечание: вертикальная линия соответствует началу периода вневыборочного прогнозирования.

Таблица 3: Группировка в Наборе данных В

Отрасль	Капитализация	Страна	
		США	Китай
Природные ресурсы	Большая	OXY	CEO
	Маленькая	DNR	YZC
Информационные технологии	Большая	ADBE	NTES
	Маленькая	EBIX	SOHU

Рис. 2: Центрированные дневные доходности (%) для Набора данных В



Замечание: вертикальная линия соответствует началу периода вневыборочного прогнозирования.

5 Эмпирические результаты

5.1 Набор данных А

Средние значения функций потерь для Набора данных А приведены в таблице 4, а p -значения для множества моделей доверия приведены в таблице 5.

Таблица 4: Средние значения функций потерь, Набор данных А

ВЕКК-модель	Ограничение	Группировка	frob ($\times 10^{-2}$)	stein	lscore ($\times 10$)	var ($\times 10^2$)
стандартная	скалярная		4,01	6,87	13,07	8,56
	диагональная		4,00	6,86	13,03	8,58
	полная		4,05	7,03	13,02	9,87
спатальная	ск-гомо	обе	3,99	6,86	12,99	8,36
		отрасль	3,99	6,90	12,78	9,30
		страна	3,98	6,89	12,80	9,02
		ложные группы	4,00	6,92	12,83	9,55
		одна группа	4,00	6,86	12,95	8,58
	гомо	обе	3,99	6,83	12,93	8,33
		отрасль	4,87	7,61	13,26	7,61
		страна	4,00	6,87	12,81	9,14
		ложные группы	4,00	6,92	12,79	9,59
		одна группа	4,53	7,38	13,29	7,19
гр-гомо	обе	4,00	6,84	12,93	8,32	
	отрасль	4,87	7,62	13,24	7,79	
	страна	5,50	8,35	13,92	6,22	
	ложные группы	4,00	6,91	12,81	9,42	
гетеро	обе	4,04	6,93	13,07	9,08	
	отрасль	4,87	7,62	13,24	7,79	
	страна	5,50	8,35	13,92	6,22	
	ложные группы	4,00	6,92	12,79	9,80	
	одна группа	4,04	6,90	12,98	9,68	

Стоит обратить внимание, что p -значения MCS для стандартных моделей ВЕКК весьма малы (полная ВЕКК-модель доминирует модели с ограничениями, за исключением критерия 'var'), в то время как самые большие p -значения относятся к спатально-структурированной модели ВЕКК. В частности, самое большое p -значение среди стандартных спецификаций — это 32% для «полной» в соответствии с нормой Фробениуса. Тот же самый критерий не отвергает любую группировку при использовании скалярно-гомогенного спатального ограничения, что видно по минимуму p -значения, равному 42% в первой колонке таблицы 5. Это происходит вне зависимости от рассматриваемого критерия, но критерий может резко повлиять на выбор лучшей группировки и спатального ограничения. Обратим внимание, что гетерогенные (т.е. наименее ограниченные) спатальные ВЕКК-модели без использования группировки («одна группа») улучшили прогнозную эффективность по сравнению со стандартной полной ВЕКК-моделью: p -значения 42% против 32% в случае нормы Фробениуса, 87% против 29% в случае нормы Штейна и т.д. Также, гомогенные и скалярные спатальные спецификации демонстрируют лучшую прогнозную эффективность по сравнению с диагональной и скалярной стандартными спецификациями для тех же мер. Это является сигналом того, что внедрение спатальной структуры в модель ВЕКК способно улучшить ее предсказательную способность.

Таблица 5: p -значения множеств моделей доверия, Набор данных А

ВЕКК-модель	Ограничение	Группировка	frob	stein	lscore	var	
стандартная		скалярная	3,0	13,9	0,0	28,7	
		диагональная	16,4	11,5	0,1	28,7	
		полная	31,9	29,3	20,4	8,6	
спатальная	ск-гомо	обе	42,6	42,0	0,0	28,7	
		отрасль	96,3	5,4	100,0	0,2	
		страна	100,0	27,0	86,4	0,1	
		ложные группы	88,9	19,1	4,8	1,1	
		одна группа	99,8	87,5	5,1	40,0	
		гомо	обе	99,8	100,0	9,9	28,7
	гр-гомо	отрасль	0,0	0,0	0,1	0,0	
		страна	99,8	87,5	75,6	4,9	
		ложные группы	99,8	10,1	100,0	0,0	
		одна группа	0,0	0,0	1,8	72,3	
		гетеро	обе	22,8	87,5	5,1	28,7
			отрасль	0,0	0,0	0,4	0,0
страна	0,0		0,0	0,0	100,0		
ложные группы	11,1		3,6	9,9	0,6		
	обе	11,1	16,7	0,0	18,7		
	отрасль	0,0	0,0	4,8	0,0		
	страна	0,0	0,0	0,0	72,3		
	ложные группы	99,8	16,7	100,0	0,3		
	одна группа	42,6	87,5	9,9	17,9		

Замечание: Маленькие p -значения свидетельствуют о том, что модель легко исключается из множества, включающего лучшую.

Большинство наиболее удачных спецификаций являются спатальными спецификациями (обратим особое внимание на значения, равные 100 в таблице 5), с сильными ограничениями (скалярные гомогенные) или с ограничениями средней силы (гомогенные и гомогенные по группам) в зависимости от критерия. Гетерогенная спатальная модель ВЕКК способна произвести хорошие результаты только для непреднамеренных спецификаций — когда группировка не применяется, или когда она организована некорректно. В частности, обратим внимание на две последние строки таблицы, где p -значения существенно выше, чем для корректно организованных спецификаций. Тот факт, что неверная организация группировки может улучшить прогнозную эффективность не только по сравнению со стандартной моделью ВЕКК, но и по сравнению с корректной организацией, является проблематичным. Корректная группировка по отрасли и/или по стране может привести к существенному улучшению эффективности прогнозирования, но какая именно, сильно зависит от критерия. В то время как один критерий предпочитает спатальную группировку по индустрии, другой критерий может посчитать такую спецификацию наихудшей.

5.2 Набор данных В

Далее мы переходим к анализу восьми активов и трех возможных критериев группировки. Дополнительный критерий — это стоимость компании, или размер, согласно рыночной капитализации, которая принимает одно из двух значений — большая капитализация или маленькая. Средние значений функций потерь для Набора данных В приведены в таблице 6, а p -значения MCS — в таблице 7.

Таблица 6: Средние значения функций потерь, Набор данных В

ВЕКК-модель	Ограничение	Группировка	frob ($\times 10^{-2}$)	stein	lscore ($\times 10$)	var ($\times 10^2$)		
стандартная	скалярная		152,59	19,19	9,72	19,66		
	диагональная		152,04	19,13	9,71	19,50		
	полная		151,81	19,16	9,65	18,34		
ск-гомо		все	152,37	19,17	9,66	18,36		
		отрасль	155,46	19,21	9,64	20,00		
		страна	152,45	19,20	9,63	20,06		
		размер	152,64	19,21	9,65	20,22		
		отрасль+страна	152,38	19,17	9,65	18,50		
		отрасль+размер	152,56	19,18	9,64	18,88		
		страна+размер	152,31	19,17	9,64	18,89		
		одна группа	152,84	19,18	9,66	18,42		
		гомо		все	151,82	19,10	9,65	17,73
				отрасль	151,97	19,15	9,62	19,96
страна	151,89			19,13	9,62	19,66		
размер	151,95			19,16	9,61	19,96		
отрасль+страна	151,90			19,13	9,66	17,98		
отрасль+размер	151,72			19,12	9,64	18,37		
страна+размер	151,92			19,13	9,63	19,01		
спатальная		все	151,83	19,11	9,66	17,71		
		все	152,09	19,14	9,66	17,99		
		отрасль	151,77	19,17	9,60	20,27		
		страна	152,42	19,21	9,63	20,29		
		размер	152,22	19,18	9,63	20,06		
		отрасль+страна	151,78	19,12	9,63	18,50		
		отрасль+размер	151,91	19,16	9,63	19,13		
		страна+размер	152,01	19,12	9,66	18,13		
		гетеро		все	151,69	19,13	9,59	18,16
				отрасль	151,74	19,17	9,58	20,65
страна	153,24			19,48	9,56	25,88		
размер	152,44			19,27	9,60	20,33		
отрасль+страна	152,06			19,22	9,57	19,65		
отрасль+размер	152,19			19,19	9,63	19,13		
страна+размер	151,77			19,18	9,55	19,40		
одна группа	151,93	19,27	9,60	17,84				

Таблица 7: p -значения множеств моделей доверия, Набор данных В

ВЕКК-модель	Ограничение	Группировка	frob	stein	lscore	var
стандартная	скалярная		53,7	87,8	0,1	6,2
	диагональная		58,1	76,8	0,2	4,2
	полная		56,2	2,4	87,4	54,5
спатальная	ск-гомо	все	28,5	97,7	6,5	37,2
		отрасль	24,8	94,5	0,4	17,7
		страна	38,5	87,6	0,2	13,9
		размер	29,2	92,0	0,2	10,3
		отрасль+страна	26,8	97,7	4,7	36,7
		отрасль+размер	28,5	97,7	6,5	21,5
		страна+размер	26,8	87,0	0,6	19,8
		одна группа	28,5	97,7	1,6	26,5
	гомо	все	64,6	100,0	20,0	54,5
		отрасль	47,9	60,2	0,8	10,3
		страна	66,1	98,0	1,4	19,8
		размер	64,6	99,9	2,4	11,9
		отрасль+страна	64,6	87,7	1,2	22,0
		отрасль+размер	56,2	100,0	17,5	54,5
		страна+размер	66,1	100,0	17,7	54,5
одна группа	66,1	100,0	87,4	56,7		
гр-гомо	все	35,2	92,1	83,6	54,5	
	отрасль	55,0	42,3	83,6	54,5	
	страна	66,1	87,4	0,8	16,4	
	размер	64,6	100,0	2,4	10,3	
	отрасль+страна	47,9	89,9	19,0	54,5	
	отрасль+размер	47,9	76,8	51,9	54,5	
	страна+размер	66,1	99,9	34,9	54,5	
	одна группа	100,0	100,0	100,0	100,0	
	гетеро	все	57,4	40,7	83,6	54,5
		отрасль	38,5	27,8	0,2	10,3
страна		64,6	98,0	1,3	16,1	
размер		56,2	44,5	0,4	5,2	
отрасль+страна		47,9	98,0	1,7	13,9	
отрасль+размер		26,4	97,7	63,7	42,5	
страна+размер		64,6	99,4	28,9	42,5	
одна группа	38,5	98,0	56,8	54,5		

Замечание: Маленькие p -значения свидетельствуют о том, что модель легко исключается из множества, включающего лучшую.

Можно отметить, что для данного набора данных стандартная полная модель ВЕКК дает очень хорошие результаты для большинства критериев оценки (самое маленькое p -значение 9% для скалярного ограничения и критерия 'lscore'), несмотря на то, что лучшие результаты показаны спатально-структурированными моделями ВЕКК. Обратим внимание, что

расхождения между критериями эффективности (возможно, кроме критерия ‘var’) не так резки, как для Набора данных А, причем норма Фробениуса является наименее дискриминирующей в этом случае. Здесь также наблюдается большая степень гетерогенности в терминах эффективности среди критериев оценки прогнозной эффективности, типов спатальных ограничений и критериев группировки. К примеру, критерий Штейна выбирает гомогенную спецификацию со всеми тремя принципами группировки, в то время как логарифмический счётчик предпочитает гетерогенную спецификацию и особенно группировку по странам и капитализации. Как и ранее, чисто спатальная структура без группировки часто дает возможность модели произвести хорошие прогнозы, так же как и при, казалось бы, более пригодной группировке — обратим внимание, что гомогенная спецификация с одной группой для всех активов выбрана в соответствии с критерием стоимости риска.

Таблица 8: p -значения множеств моделей доверия, Набор данных В, большая капитализация

ВЕКК-модель	Ограничение	Группировка	frob	stein	lscore	var	
стандартная	скалярная		14,2	80,1	0,6	22,8	
	диагональная		85,5	88,6	1,2	22,8	
	полная		100,0	25,1	30,9	15,0	
ск-гомо	обе	отрасль	12,3	88,6	2,8	22,8	
		страна	23,9	45,3	3,7	1,2	
	ложные группы	одна группа	6,4	18,7	4,5	0,5	
		одна группа	6,4	9,0	1,7	1,3	
		одна группа	47,4	88,6	7,6	22,8	
	гомо	обе	отрасль	99,5	100,0	3,6	22,8
		отрасль	страна	95,6	80,1	2,2	0,5
страна		ложные группы	57,3	73,3	1,2	0,5	
ложные группы		одна группа	85,5	61,2	1,7	0,5	
спатальная	обе	отрасль	0,0	0,0	0,0	100,0	
		отрасль	100,0	81,0	3,6	22,8	
		отрасль	10,2	11,7	3,0	10,1	
		страна	100,0	65,4	8,3	0,2	
	гр-гомо	ложные группы	85,5	45,3	1,7	0,5	
		обе	отрасль	85,5	55,4	1,7	22,8
		отрасль	страна	85,5	39,1	1,2	0,5
		страна	0,0	0,0	30,9	3,6	
	гетеро	ложные группы	одна группа	100,0	14,1	100,0	0,0
		одна группа	57,3	18,9	7,6	22,8	

Замечание: Маленькие p -значения свидетельствуют о том, что модель легко исключается из множества, включающего лучшую.

Наиболее удачные группировки включают в себя группировку по капитализации, которая, как ни удивительно, кажется наиболее важным критерием в спатальной структуре. Действительно, среди трех предложенных принципов группировки капитализация, вероятно, наиболее близка к понятию волатильности — компании с малой капитализацией обычно являются более рискованными, чем компании с большой капитализацией. Как и в случае

со стандартными моделями ВЕКК, слишком ограниченная параметризация спатальных ВЕКК-структур, вероятно, снижает шансы на лучшую эффективность.

Таблица 9: p -значения множеств моделей доверия, Набор данных В, малая капитализация

ВЕКК-модель	Ограничение	Группировка	frob	stein	lscore	var
стандартная	скалярная		45,1	47,7	27,6	54,9
	диагональная		45,5	59,0	61,7	54,9
	полная		64,0	0,5	100,0	1,6
спатальная	ск-гомо	обе	47,3	40,1	61,6	40,5
		отрасль	62,4	10,5	29,4	0,1
		страна	63,0	29,3	26,9	0,1
		ложные группы	39,4	0,2	72,3	0,1
		одна группа	64,0	27,1	29,4	61,0
	гомо	обе	90,9	91,8	72,3	54,9
		отрасль	45,1	18,1	63,7	0,0
		страна	50,8	30,2	67,4	0,2
		ложные группы	39,4	0,1	64,9	0,1
		одна группа	90,9	100,0	72,3	61,0
гр-гомо	обе	100,0	91,8	72,3	54,9	
	отрасль	22,9	30,5	68,9	0,2	
	страна	45,1	47,7	72,3	0,2	
	ложные группы	31,2	0,1	61,6	0,2	
гетеро	обе	58,4	57,0	72,3	11,2	
	отрасль	50,8	47,7	72,3	0,0	
	страна	36,3	35,2	72,3	0,2	
	ложные группы	0,2	0,0	29,4	61,0	
	одна группа	45,5	18,1	72,3	100,0	

Замечание: Маленькие p -значения свидетельствуют о том, что модель легко исключается из множества, включающего лучшую.

Чтобы проверить робастность этих результатов, мы разделили Набор данных В на два — один для компаний с большой капитализацией, а другой для компаний с малой капитализацией; прогнозирование с одним из этих наборов данных (особенно с большой капитализацией) таким образом становится похожим на предыдущий анализ Набора данных А. Результаты для компаний с большой капитализацией из Набора данных В можно найти в таблице 8, а для компаний с маленькой капитализацией — в таблице 9. Можно отметить, что относительно некоторых мер эффективности ('stein' и 'var') полная стандартная модель ВЕКК теряет свой статус одной из лучших (обратим внимание на разницу между 88% и 80% в таблице 7 и соответственно 25% и 15% в таблице 8). Разные спецификации становятся более различимыми по эффективности прогнозирования. К примеру, скалярная гомогенная и гомогенная легко отвергаются для любого критерия группировки в соответствии с логарифмическим счётчиком. Однако, как и для Набора данных А, спатальная структура с некорректной группировкой или без группировки вполне может выиграть у аналогичной спатальной структуры с любой интуитивно обоснованной группировкой. Итого, некоторые более гибкие спатальные струк-

туры имеют больше шансов оказаться среди лучших, но изначально неясно, какое именно спатальное ограничение и какая группировка имеет наибольший шанс стать лучшей.

6 Заключение

Представляется, что присутствие спатальной структуры в модели ВЕКК может быть полезным для прогнозирования волатильности в сравнении со стандартной моделью ВЕКК. Однако, этот выигрыш в эффективности прогнозирования очень хрупок и чувствителен ко множеству факторов, таких как выбор критерия оценки прогнозной эффективности, тип наложенных спатальных ограничений, число группировок в спатальной структуре и принципы формирования спатальных групп. Некорректное разделение по группам иногда приводит к прогнозной эффективности, которая как минимум не хуже разделения по корректным, интуитивно обоснованным группам. Результаты также сильно варьируются с числом активов в портфеле и с композицией портфелей.

Список литературы

- Aielli, G.P. (2013). Dynamic conditional correlation: On properties and estimation. *Journal of Business & Economic Statistics* 31(3), 282–299.
- Anatolyev, S. & S. Khrapov (2015). Right on target, or is it? The role of distributional shape in variance targeting. *Econometrics* 3(3), 610–632.
- Anatolyev, S. & N. Kobotaev (2018). Modeling and forecasting realized covariance matrices with accounting for leverage. *Econometric Reviews* 37(2), 114–139.
- Bollerslev, T., R.F. Engle & J.M. Wooldridge (1988). A capital asset pricing model with time-varying covariances. *Journal of Political Economy* 96(1), 116–131.
- Caporin, M. & M. McAleer (2008). Scalar BEKK and indirect DCC. *Journal of Forecasting* 27(6), 537–549.
- Caporin, M. & M. McAleer (2012). Do we really need both BEKK and DCC? A tale of two multivariate GARCH models. *Journal of Economic Surveys* 26(4), 736–751.
- Caporin, M. & M. McAleer (2014). Robust ranking of multivariate GARCH models by problem dimension. *Computational Statistics and Data Analysis* 76, 172–185.
- Caporin, M. & P. Paruolo (2015). Proximity-structured multivariate volatility models. *Econometric Reviews* 34, 559–593.
- Clements, A., M.B. Doolan, S.A. Hurn & R. Becker (2012). On the efficacy of techniques for evaluating multivariate volatility forecasts. Working paper, Queensland University of Technology.
- Ding, Z. & R.F. Engle (2001). Large scale conditional covariance matrix models, estimation and testing. *Academia Economic Papers* 29(2), 157–184.
- Engle, R.F. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Journal of Business & Economic Statistics* 20(3), 339–350.
- Engle, R. & K.F. Kroner (1995). Multivariate simultaneous generalized ARCH. *Econometric Theory* 11, 122–150.
- Engle, R.F. & J. Mezrich (1996). GARCH for groups. *Risk* 9, 36–40.
- Ferreira, M.A. & J.A. Lopez (2005). Evaluating interest rate covariance models within a value-at-risk framework. *Journal of Financial Econometrics* 3(1), 126–168.
- Hansen, P. R., A. Lunde & J.M. Nason (2011). The model confidence set. *Econometrica* 79, 453–497.
- Laurent, S., J.V.K. Rombouts & F. Violante (2012). On the forecasting accuracy of multivariate GARCH models. *Journal of Applied Econometrics* 27, 934–955.
- LeSage, J. & R.K. Pace (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*. Boca Raton: CRC Press, Taylor & Francis.
- Patton, A.J. & K. Sheppard (2009). Evaluating volatility and correlation forecasts. Глава в *Handbook of Financial Time Series* под редакцией T.G. Andersen, R.A. Davis, J.-P. Kreiss & T. Mikosch. Berlin: Springer, 801–838.

Do spatial structures yield better volatility forecasts?

Stanislav Anatolyev

*CERGE-EI, Prague, Czech Republic
New Economic School, Moscow, Russia*

Stanislav Khrapov

Schenker AG, Frankfurt am Main, Germany

We evaluate, using forecasting experiments with real stock return data, forecasting ability of spatially structured BEKK specifications relative to standard BEKK. We confirm that the class of spatial BEKK has a potential of improving a quality of multivariate volatility forecasts. However, there is a sharp disagreement among forecast performance criteria on which types of further restrictions on coefficient matrices are most promising, on which degree of homogeneity of matrix coefficients is most beneficial, and on which grouping criteria and their number deliver highest improvements in volatility forecasts. The numerosity and composition of the portfolio also have a big influence on how well volatility is forecast by spatially structured BEKK compared to its standard configuration.

Спациальная модель для оценки эффектов перетекания волатильности на рынке нефти и газа^{*}

Ефросиния Каратецкая[†]

*Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
Москва, Россия*

Валерия Лакшина[‡]

*Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
Нижний Новгород, Россия*

Статья посвящена моделированию эффектов перетекания волатильности, возникающих на рынке нефти и газа. В статье используются данные по дневным ценам акций шестидесяти семи компаний, принадлежащих к нефтегазовому сектору экономики, в тринадцати странах мира. Оценивание эффектов перетекания волатильности осуществлено с помощью спациальной спецификации многомерной модели волатильности ВЕКК. С помощью теста Вонга сравнивается объясняющая способность спациальной ВЕКК и неспациальных GO-GARCH и ADCC, а с помощью тестов Диболда-Мариано и Хансена-Лунде-Нэйсона — их предсказательная способность. По результатам теста Вонга все три рассматриваемые модели имеют равную объясняющую способность на любом разумном уровне значимости. При вневыборочном сравнении тесты не дают четких свидетельств значимого превосходства спациальной спецификации над остальными моделями.

Ключевые слова: многомерные модели волатильности, спациальные спецификации, рынок нефти и газа, эффекты перетекания волатильности

Классификация JEL: C58, C32, Q49

1 Введение

Эффекты перетекания, или распространения, волатильности (volatility spillover effects, далее ЭПВ) являются важной частью понимания закономерностей функционирования финансовых рынков. ЭПВ представляют собой шоки, возникающие на одном рынке (или его части) и вызывающие изменения цен активов на других рынках (частях рынка) (Schmidt, 2005). Можно рассматривать ЭПВ как результат движения капитала между странами, секторами экономики и другими элементами экономических систем (Dornbusch, Park & Claessens, 2000). Например, волатильность обменных курсов может существенно повлиять на цены товаров и поведение рынков в целом (Akman & Bozkurt, 2016). Моделирование межрыночных связей и совместных движений цен финансовых активов играет существенную роль в решении таких важных для инвесторов, финансовых организаций и органов власти практических задач, как хеджирование и регулирование финансовых рынков.

^{*}Цитировать как: Каратецкая, Ефросиния & Валерия Лакшина (2019) «Спациальная модель для оценки эффектов перетекания волатильности на рынке нефти и газа», Квантиль, №14, стр. 83–95. Citation: Karatetskaya, Efrosiniya & Valeriya Lakshina (2019) “Volatility spillovers with spatial effects in the oil and gas market,” Quantile, No.14, pp. 83–95.

[†]Институт статистических исследований и экономики знаний, НИУ ВШЭ, Мясницкая ул., д. 11, каб. 444, Москва, 101000. Электронная почта: ekarateczkaya@hse.ru

[‡]Адрес: Кафедра математической экономики, НИУ ВШЭ, Большая Печерская ул., д. 25/12, каб. 411, Нижний Новгород, 603155. Электронная почта: vlakshina@hse.ru

Одной из первых моделей, позволяющих анализировать ЭПВ, является BEKK (Engle & Kroner, 1995). Впоследствии различные модификации этой модели применялись для дальнейшего изучения ЭПВ, например, модель Jaworski & Pitera (2014), включающая в себя копулы; DECO-FIEGARCH (Mensi, Hammoudeh & Kang, 2017); модель Liu, An, Huang & Wen (2017) с вейвлетами; модель Liu, An, Li, Chen, Feng & Wen (2017), построенная на основе сложных сетей; в Gu, Liu & Weng (2017) предложена модификация модели динамических условных корреляций с применением пространственных матриц для анализа рынка недвижимости.

В данной статье мы сосредоточимся на анализе ЭПВ на рынке энергетических носителей, а именно на рынке нефти и газа. Данной теме посвящено значительное количество статей, в том числе Ewing, Malik & Ozfidan (2002), Arouri, Jouini & Nguyen (2012), Lin, Wesseh & Appiah (2014), Lin, Wesseh & Appiah (2014), Kocaarslan, Sari, Gormus & Soytaş (2017), Liu, An, Huang & Wen (2017) и Liu, An, Li, Chen, Feng & Wen (2017).

Например, Arouri, Jouini & Nguyen (2011), Olson, Vivian & Wohar (2014) и Serletis & Xu (2016) используют модель BEKK для оценки ЭПВ между различными рынками. Их результаты указывают на существование прямого распространения волатильности между нефтяным и фондовым секторами экономики независимо от региона исследования. Более того, они показали, что ЭПВ на рынках усиливаются, когда возникает так называемая «ловушка ликвидности» — ситуация, в которой краткосрочная номинальная процентная ставка равна или близка к нулю, — то есть нетрадиционная денежно-кредитная политика укрепляет связи между нефтяным и финансовым рынками.

Liu, An, Huang & Wen (2017) применяют BEKK с вейвлетами для анализа частотных характеристик ЭПВ, используя данные цен на сырую нефть марки WTI, индексов S&P500 и ММВБ. Авторы находят эмпирические доказательства наличия передачи информации между рынком сырой нефти и фондовым рынком США, которая в основном поддерживается в краткосрочном периоде и ослабевает в долгосрочном периоде постепенно.

Однако, несмотря на то, что такие модели достаточно понятны и удобны для оценивания и интерпретации ЭПВ, существует проблема нелинейного роста числа оцениваемых параметров, или «проклятие размерности». Чтобы преодолеть эту проблему, Caropin & Paguolo (2015) предложили так называемые спатильные спецификации многомерных моделей волатильности.

Спатильная спецификация позволяет учитывать как временные, так и пространственные эффекты в динамике волатильности (Caropin & Paguolo, 2015). Такие эффекты моделируются с использованием весовых матриц, заданных экзогенно. Элементы весовой матрицы либо являются нулями и единицами (тогда она называется бинарной матрицей), либо определяются с помощью экономических расстояний (см., например, Borovkova, 2016). В литературе можно найти примеры применения спатильных спецификаций многомерных моделей волатильности для решения различных финансовых задач, включая расчет оптимального коэффициента хеджирования (Gu, Liu & Weng, 2017), прогнозирования (Анатольев & Храпов, 2019), моделирования эффектов распространения волатильности (Jaworski & Pitera, 2014; Chen & Tian, 2017).

Основная цель данной работы — провести эмпирический анализ ЭПВ на рынке нефти и газа, используя спатильные спецификации многомерных моделей GARCH. В рамках исследования будет проведено сравнение объясняющей и прогнозной силы спатильной BEKK с моделью обобщенной ортогональной GARCH (GO-GARCH, Weide, 2002) и моделью асимметричных динамических условных корреляций (ADCC, Cappiello, Engle & Sheppard, 2006). Указанные модели широко применяются для оценивания ЭПВ, см., например, Kocaarslan, Sari, Gormus & Soytaş (2017) и Gu, Liu & Weng (2017).

2 Методология

2.1 Многомерные модели волатильности

Основные предпосылки подавляющего большинства рассматриваемых многомерных моделей волатильности заключаются в следующем. Имеется n временных рядов длины T для доходностей n финансовых активов, (1). Доходности x_t вычисляются как разность логарифмов цен активов в момент времени t : $x_t = \log P_t - \log P_{t-1}$. Логарифмирование цен финансовых активов восходит к работам «отца» финансовой экономики Луи Башелье (Bachelier, 1900). Итак,

$$x_t = \mathbb{E}(x_t | \mathcal{F}_{t-1}) + y_t, \quad t = 1, \dots, T, \quad (1)$$

где x_t — вектор доходностей финансовых активов размера $n \times 1$ в момент времени t , \mathcal{F}_{t-1} — вся имеющаяся к моменту $t - 1$ информация, y_t — инновации. Уравнение для инноваций, в свою очередь, выглядит как

$$y_t = \Sigma_t^{1/2} \zeta_t, \quad \zeta_t \sim f(0, \Sigma_\zeta; \theta), \quad (2)$$

где Σ_t — условная дисперсия доходностей, или матрица волатильности, т. е. $\Sigma_t = \mathbb{E}(y_t y_t^T | \mathcal{F}_{t-1})$; ζ_t — случайная компонента, или стандартизованные инновации; $f(0, \Sigma_\zeta; \theta)$ — закон распределения вероятностей случайной компоненты с математическим ожиданием 0 и дисперсией Σ_ζ , вектор θ содержит остальные параметры распределения f . Модели различаются по тому, как параметризована матрица волатильности.

Далее в данной работе мы рассмотрим ряд таких параметризаций, включая, модели BEKK, GO-GARCH и ADCC.

BEKK Среди многомерных моделей волатильности модель BEKK, названная по первым буквам фамилий ее создателей — Baba, Engle, Kraft & Kroner (1989), является одной из наиболее простых и интуитивно понятных для интерпретации. В этой модели динамика волатильности задается уравнением

$$\Sigma_t = CC^T + \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^q A_{ik} y_{t-i} y_{t-i}^T A_{ik}^T + \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^p B_{jk} \Sigma_{t-j} B_{jk}^T, \quad (3)$$

где A, B, C — матрицы параметров размера $n \times n$, причем C — нижнетреугольная матрица; p и q имеют тот же смысл, что и в модели GARCH(p, q), т.е. порядок авторегрессии и скользящего среднего; K — порядок модели BEKK; T означает транспонирование.

В Engle & Kroner (1995) доказано, что при $p = q = K = 1$ стационарность в ковариациях матрицы волатильности достигается, если собственные числа матрицы $A_{11} + B_{11}$ по модулю меньше единицы. При этом в данной модели матрица волатильности положительно определена по построению, т. е. дополнительные условия положительности не требуются. В дальнейшем будет рассматриваться модель BEKK с $p = q = K = 1$.

GO-GARCH В модели GO-GARCH (обобщенной ортогональной GARCH, Weide, 2002) матрица волатильности параметризована следующим образом:

$$\Sigma_t = X V_t X^T, \quad (4)$$

где X — матрица, параметризация которой основана на сингулярном разложении (подробности см. в Weide, 2002), V_t — диагональная матрица, вектор диагональных элементов которой задан уравнением

$$v_t = c + A(y_{t-1} \odot y_{t-1}) + B v_{t-1}, \quad (5)$$

где A и B — диагональные матрицы, c — вектор размера $n \times 1$, \odot — поэлементное произведение. Уравнение (5) эквивалентно n одномерным GARCH моделям.

ADCC Матрица волатильности в модели с асимметричными динамическими условными корреляциями (ADCC, Capriello, Engle & Sheppard, 2006) параметризована следующим образом:

$$\Sigma_t^{ADCC} = D_t R_t D_t, \quad (6a)$$

$$D_t = \text{diag}(d_t), \quad d_t \odot d_t = v_t, \quad (6b)$$

$$R_t = \text{diag}\left(q_{11,t}^{-1/2} \dots q_{nn,t}^{-1/2}\right) Q_t \text{diag}\left(q_{11,t}^{-1/2} \dots q_{nn,t}^{-1/2}\right), \quad (6c)$$

$$Q_t = (1 - \alpha - \beta)\bar{Q} + \alpha y_{t-1} y_{t-1}^\top + \beta Q_{t-1} + \gamma \tilde{y}_{t-1} \tilde{y}_{t-1}^\top, \quad (6d)$$

где R_t — условная корреляционная матрица доходностей, α, β, γ — параметры, причем γ отвечает за эффекты асимметрии в волатильности, \tilde{y}_{t-1} — инновации с нулевым порогом, которые равны y_t , когда y_t меньше нуля, и нулю в противном случае. Если параметр γ равен нулю, то получаем модель динамических условных корреляций (Engle, 2002).

2.2 Спациальная спецификация ВЕКК

Для моделирования ЭПВ в настоящей работе применяются спациальные спецификации многомерной модели волатильности ВЕКК (Лакшина, 2014; Caporin & Paruolo, 2015; Анатольев & Храпов, 2019). Данный подход аналогичен Billio, Caporin, Frattarolo & Pelizzon (2016), где спациальная ВЕКК применяется для анализа доходности государственных облигаций. Спациальная спецификация модели ВЕКК получается следующим образом:

$$A = \text{diag}(a_0) + \text{diag}(a_1)W, \quad B = \text{diag}(b_0) + \text{diag}(b_1)W, \quad (7a)$$

$$CC^\top = D^{-1} \text{diag}(d_0)(D^\top)^{-1}, \quad D = I_n - \text{diag}(d_1)W, \quad (7b)$$

где $a_0, a_1, b_0, b_1, d_0, d_1$ — векторы размерности $n \times 1$, W — весовая матрица, $\text{diag}(v)$ — диагональная матрица с вектором v на главной диагонали.

Элементы весовой матрицы W отражают степень пространственной зависимости между активами. При определении элементов матрицы W естественно использовать принцип, согласно которому соседние активы оказывают наибольшее влияние друг на друга. Arnold, Stahlberg & Wied (2013) выделяют три различных типа пространственной зависимости для доходности акций: общая зависимость, зависимость внутри отраслей промышленности и зависимость на основе географического положения.

Если пространственная зависимость определяется с помощью качественного критерия, например, принадлежности к стране или сектору экономики, то матрица W является бинарной:

$$W_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если актив } j \text{ является соседом для актива } i, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (8)$$

Соседями в данном случае называются активы, принадлежащие к одной группе согласно выбранному критерию, например, принадлежащие одной отрасли экономики. По соглашению актив не является соседом самому себе, поэтому на главной диагонали весовой матрицы находятся нули.

Если же выбранный критерий является количественным, то элементы весовой матрицы обычно обратно пропорциональны экономическому расстоянию между активами. Например, W_{ij} может рассчитываться как ядро би-квадрат от экономического расстояния (см.,

например, Балаш, Балаш & Харламов, 2011):

$$W_{ij} = \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{b} \right)^2 \right)^2, \quad (9)$$

где b — расстояние до самого дальнего соседа, d_{ij} — экономическое расстояние между активами i и j , которое вычисляется следующим образом:

$$d_{ij} = \left(\sum_1^k \left(p_i^{(k)} - p_j^{(k)} \right)^2 \right)^{1/k}, \quad (10)$$

где k — число показателей, учитываемых при расчете экономического расстояния. Очевидно, что с ростом расстояния d_{ij} степень взаимодействия между активами w_{ij} снижается. Строки весовой матрицы W нормированы на единицу, поэтому каждый элемент строки весовой матрицы показывает долю влияния, которая приходится на актив i со стороны его j -го соседа.

В рамках данного исследования использована однородная спатальная ВЕКК-спецификация, предполагающая следующие ограничения на векторы параметров:

$$a_0 = \alpha_0 \mathbf{1}_n, a_1 = \alpha_1 \mathbf{1}_n; b_0 = \beta_0 \mathbf{1}_n, b_1 = \beta_1 \mathbf{1}_n; d_1 = \delta_1 \mathbf{1}_n, \quad (11)$$

где $\mathbf{1}_n$ — единичный вектор размерности n , а $\alpha_0, \alpha_1, \beta_0, \beta_1, \delta_1$ — параметры.

2.3 Прогнозирование и критерии сравнения

Для построения одношагового прогноза было использовано свойство рекурсивности уравнения волатильности. Например, для модели ВЕКК прогноз $\hat{\Sigma}_{L+1}^f$ рассчитывается как

$$\hat{\Sigma}_{L+1}^f = CC^\top + Ay_L y_L^\top A^\top + B\Sigma_L B^\top, \quad (12)$$

где L — длина внутривыборочного интервала.

Многошаговый прогноз оценивается на основании блочного бутстрапа, как в Billio, Caporin, Frattarolo & Pelizzon (2016). Алгоритм включает в себя несколько шагов. Сначала на внутривыборочном интервале оцениваются параметры уравнения волатильности и рассчитывается матрица волатильности Σ_t в каждый момент времени от 1 до L . На втором шаге рассчитываются стандартизованные инновации для каждого момента времени:

$$\varepsilon_t = \Sigma_t^{-1/2} y_t. \quad (13)$$

На третьем шаге с помощью случайного выбора с возвращением формируется B бутстраповских выборок длины R для стандартизованных инноваций. Обычно $R = T - L$ — длина вневыборочного интервала. Поскольку бутстрап осуществляется для временных рядов, бутстраповские выборки состоят из блоков длины h исходного вектора стандартизованных инноваций. На четвертом шаге для каждого r рассчитываются бутстрапированные инновации $\hat{y}_{L+r}^{[b]}$ и матрица волатильности $\hat{\Sigma}_{L+r}^{[b]}$:

$$\hat{y}_{L+r}^{[b]} = \hat{\Sigma}_{L+r}^{-\frac{1}{2}} \hat{\varepsilon}_{L+r}^{[b]}, \quad (14a)$$

$$\hat{\Sigma}_{L+r+1}^{[b]} = \hat{C}\hat{C}^\top + \hat{A}\hat{y}_{L+r}^{[b]}\hat{y}_{L+r}^{[b]\top}\hat{A}^\top + \hat{B}\hat{\Sigma}_{L+r}^{[b]}\hat{B}^\top, \quad (14b)$$

где $r = 1, \dots, R$, $b = 1, \dots, B$. На пятом шаге для каждого r вычисляется прогноз матрицы волатильности путем усреднения по всем бутстрапированным значениям матрицы волатильности:

$$\hat{\Sigma}_{L+r} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{\Sigma}_{L+r}^{[b]}. \quad (15)$$

В настоящей работе $B = 10000$.

Для сравнения объясняющей и прогнозной силы спатальной спецификации ВЕКК в качестве бенчмарка взяты модели GO-GARCH и ADCC (см. выше). Все модели оцениваются методом максимального правдоподобия:

$$LL = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \ln(\det(H_t)) + y_t^\top \Sigma_t^{-1} y_t. \quad (16)$$

Внутривыборочное сравнение производится с помощью теста Вонга (Vuong, 1989), который может применяться для вложенных моделей. Вневыборочное сравнение производится с помощью тестов Диболда-Мариано (Diebold & Mariano, 1995) и Хансена-Лунде-Нэйсона (Hansen, Lunde & Nason, 2011). Для расчета решающей статистики теста применяются три функции потерь (см. Laurent, Rombouts & Violante, 2012):

$$g_1 = \text{tr} \left((\Sigma_t - \hat{\Sigma}_t)^\top (\Sigma_t - \hat{\Sigma}_t) \right), \quad (17a)$$

$$g_2 = \text{tr}(\hat{\Sigma}_t^{-1} \Sigma_t) - \log |\hat{\Sigma}_t^{-1} \Sigma_t| - n, \quad (17b)$$

$$g_3 = \frac{1}{6} \text{tr} \left(\Sigma_t^3 - \hat{\Sigma}_t^3 \right) - \frac{1}{2} \text{tr} \left(\hat{\Sigma}_t^2 (\Sigma_t - \hat{\Sigma}_t) \right), \quad (17c)$$

где Σ_t означает истинное значение условной ковариационной матрицы, $\hat{\Sigma}_t$ — ее прогноз. Первая функция потерь g_1 представляет собой норму Фробениуса и эквивалентна среднеквадратической ошибке для матриц; вторая функция потерь g_2 «налагает штраф» за недооценку прогнозной величины; третья функция потерь g_3 «налагает штраф» за переоценку прогнозной величины. Так как истинное значение условной ковариационной матрицы неизвестно, то в качестве Σ_t используется $y_t y_t^\top$.

Суть процедуры Хансена-Лунде-Нэйсона (Hansen, Lunde & Nason, 2011) заключается в том, чтобы путем проведения последовательности тестов выявить множество моделей, предсказательная способность которых превосходит таковую для моделей, не входящих в это множество. При этом гипотеза об одинаковой предсказательной способности моделей, входящих во множество, не отклоняется.

3 Оценка эффектов перетекания волатильности для нефтегазового рынка

В настоящей работе используются данные 67 компаний, относящихся к нефтегазовому сектору экономики, из 13 стран мира (Аргентина, Китай, Колумбия, Габон, Кувейт, Нигерия, Катар, Россия, Саудовская Аравия, Южная Африка, Таиланд, Турция и Перу). Для международных компаний страной считается страна, в которой расположен головной офис компании. Страны, вошедшие в выборку, представляют собой страны с уровнем дохода выше среднего и высоким уровнем дохода по классификации Всемирного банка. Данные взяты за период с 27 апреля 2015 г. по 18 января 2018 г., что составляет 634 наблюдения. Источником данных является база данных Thomson Reuters Eikon¹. Описательная статистика визуализирована с помощью гистограмм ввиду большого числа компаний в выборке, см. Рис. 1.

¹<https://eikon.thomsonreuters.com/>

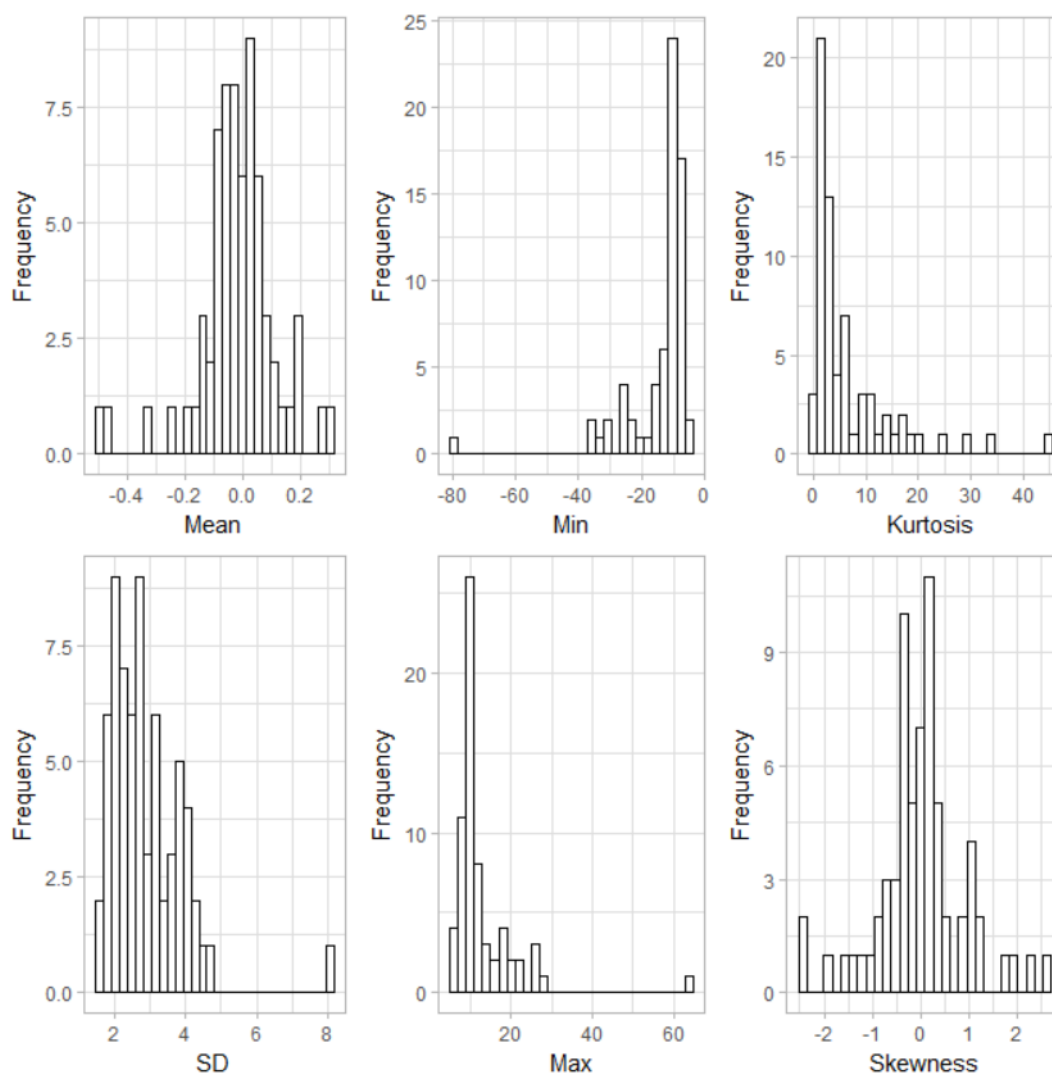


Рис. 1: Описательная статистика

Для построения весовых матриц W использованы следующие критерии: принадлежность к стране, принадлежность к определенной группе по классификатору Thomson Reuters Business Classification (таблица 1), рыночная капитализация, размер активов компании и прибыль. На основании первых двух критериев построена бинарная весовая матрица W_{bin} , каждый недиагональный элемент которой принимает значение 1, если компании, соответствующие этому элементу, находятся в одной стране и одной классификационной группе. Последние три показателя взяты за 2016 г. и используются для расчета второй весовой матрицы W_{dist} , элементы которой отражают экономическое расстояние между фирмами согласно формуле (10).

Вычисления проводились с помощью сервиса Amazon Elastic Compute Cloud², а также пакетов *rmgarch* (Ghalanos, 2015) и *optimx* (Nash, 2014) для языка программирования R.

Оцененные параметры для обеих весовых матриц статистически значимы на уровне 5%. В таблице 2 приведены информационные критерии Akaike и Schwarz для исследуемых моделей. Информационные критерии вычислялись по формулам: $AIC = -LL/n + 2m/n$, $BIC = -LL/n + 2m \ln n/n$, где m — количество оцениваемых параметров в модели. Согласно таблице 2, спатильная ВЕКК обладает наибольшим значением функции правдоподобия с учетом

²<https://aws.amazon.com/ru/ec2/>

Таблица 1: Отраслевые группы классификатора TRBC

Code	Activity	Group
5010202010	Oil & Gas Exploration and Production (NEC)	Activity1
5010201010	Integrated Oil & Gas	Activity2
5010202013	Natural Gas Exploration & Production - Onshore	Activity3
5010203010	Oil & Gas Refining and Marketing (NEC)	Activity4
5010203011	Petroleum Refining	Activity5
5010203012	Gasoline Stations	Activity6
5010202011	Oil Exploration & Production - Onshore	Activity7
5010202015	Unconventional Oil & Gas Production	Activity8

числа наблюдений и параметров.

Таблица 2: Информационные критерии

Критерий / модель	AIC	BIC
S-BEKK (W_{dist})	199,46	201,18
ADCC	294,36	318,75
GO-GARCH	297,85	409,77

Поскольку применение информационных критериев для невложенных моделей может быть не совсем корректным, мы проведем внутривыборочное сравнение с помощью теста Вонга (Vuong, 1989).

3.1 Внутривыборочное сравнение

По результатам внутривыборочного сравнения согласно тесту Вонга нулевая гипотеза об одинаковой прогнозной силе спатальной БЕКК и остальных моделей не отклоняется на любом разумном уровне значимости (таблица 3).

Таблица 3: P-значение для теста Вонга

Модель	GO-GARCH	ADCC
S-BEKK, W_{bin}	0,14	0,32
S-BEKK, W_{dist}	0,14	0,26

Примечание: $p > 0,1$; $*p < 0,1$; $**p < 0,05$; $***p < 0,01$.

3.2 Вневыборочное сравнение

Вневыборочное сравнение спатальной БЕКК и других моделей для одношагового и многошагового прогнозов дает неоднозначные результаты (таблица 4). В частности, при одношаговом прогнозе спатальная БЕКК демонстрирует одинаковую прогнозную способность с моделями GO-GARCH и ADCC для функции потерь g_3 , «штрафующей» переоценку волатильности. Для многошагового прогноза спатальная БЕКК превосходит по прогнозной силе GO-GARCH для функции потерь g_2 , «штрафующей» недооценку волатильности. В остальных случаях GO-GARCH и ADCC значимо лучше, чем спатальная БЕКК согласно тесту Диболда-Мариано.

Таблица 4: Статистика теста Диболда-Мариано

Модель/Функция потерь	g_1	g_2	g_3
Одношаговый прогноз			
S-BEKK и GO-GARCH	6,26***	7,04***	-0,18
S-BEKK и ADCC	10,60***	11,15***	1,00
Многошаговый прогноз			
S-BEKK и GO-GARCH	130,26***	-7,42***	47,60***
S-BEKK и ADCC	129,91***	14,97***	47,60***

Примечание: $p > 0, 1$; * $p < 0, 1$; ** $p < 0, 05$; *** $p < 0, 01$.

Результаты процедуры MCS для одношагового и многошагового прогнозов представлены в таблице 5.

Таблица 5: Множество моделей, полученное в ходе теста Хансена-Лунде-Нэйсона

Функция потерь	g_1	g_2	g_3
Одношаговый прогноз			
Модели	ADCC	ADCC	S-BEKK и ADCC
Многошаговый прогноз			
Модели	ADCC	GO-GARCH	ADCC

Примечание: $p > 0, 1$; * $p < 0, 1$; ** $p < 0, 05$; *** $p < 0, 01$.

Видно, что для одношагового прогноза наилучшей моделью для функций потерь g_1 и g_2 является ADCC. Что касается функции потерь g_3 , то полученный набор моделей состоит из спатиальной BEKK и ADCC.

В случае многошагового прогноза, результаты указывают на то, что модель ADCC входит в полученный, согласно тестированию Хансена-Лунде-Нэйсона, набор моделей в двух случаях из трех для функций потерь g_1 и g_3 . Для g_2 лучшей моделью оказалась GO-GARCH.

Таким образом, по результатам внутривыборочного сравнения спатиальная BEKK обладает такой же объясняющей способностью, что и модели-бенчмарки GO-GARCH и ADCC. При вневыборочном сравнении спатиальная BEKK демонстрирует менее стабильные результаты. Для цели данного исследования, а именно, оценки ЭПВ, решающее значение все же имеет объясняющая способность, в чем спатиальная BEKK не уступает моделям-бенчмаркам согласно тесту Вонга на любом разумном уровне значимости. Поэтому спатиальная BEKK может считаться в данном случае пригодным инструментом для оценки ЭПВ. Более того, достоинством данной модели является то, что она позволяет учитывать взаимосвязи между компаниями.

3.3 Визуализация эффектов перетекания волатильности

Оценки параметров спатиальной BEKK могут применяться для визуализации ЭПВ.

На Рис. 2 показан граф, в котором каждая вершина соответствует фирмам, принадлежащим указанной рядом с вершиной отраслевой группе согласно таблице 1. Вес ребра (толщина на рисунке) соответствует размеру ЭПВ между двумя вершинами, т.е. среднему значению ЭПВ по фирмам, относящимся к двум вершинам, которые соединяются ребром. Цвет ребра

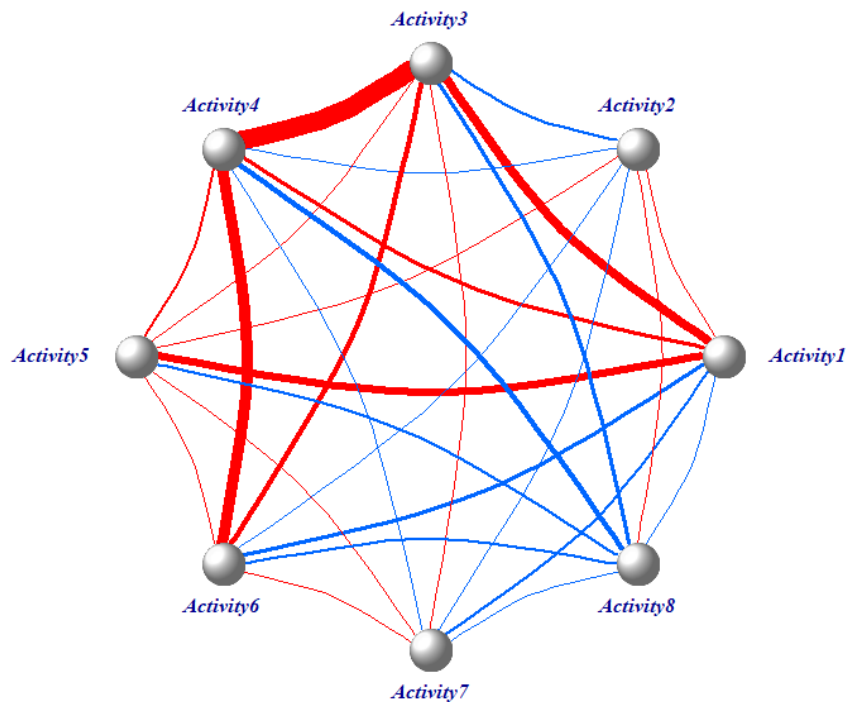


Рис. 2: Эффекты перетекания волатильности для весовой матрицы W_{bin}

указывает на знак ЭПВ: красный — для положительных значений, синий — для отрицательных. По Рис. 2 видно, что наибольший положительный ЭПВ наблюдается между группами 3 и 4, т.е. «разведка и добыча природного газа на суше» и «нефтегазопереработка». Наибольший отрицательный ЭПВ наблюдается между группами 4 и 8, т.е. «нефтегазопереработка» и «нетрадиционная добыча нефти и газа».

ЭПВ между фирмами, принадлежащими к различным странам, показаны на Рис. 3. Наибольшая положительная связь наблюдается между Аргентиной и Колумбией. Также имеет место значительный ЭПВ между двумя этими странами и Россией. Наиболее сильные отрицательные ЭПВ наблюдаются между Китаем и Аргентиной, Россией и Саудовской Аравией, Аргентиной и Нигерией.

4 Заключение

Эффекты распространения волатильности играют важную роль в управлении финансовыми рисками и связаны с пространственными зависимостями между активами. Это подтверждает актуальность использования спатальной ВЕКК, которая учитывает пространственную зависимость между активами с помощью весовых матриц, выражающих степень близости активов или экономическое расстояние между ними. Кроме того, такая спецификация решает проблему нелинейного роста числа параметров относительно числа активов (т.н. «проклятие размерности»).

В статье рассмотрены 67 компаний нефтегазового сектора, расположенные в 13 странах. Пространственная зависимость между компаниями моделируется на основе информации о принадлежности к экономическому сектору, стране, а также экономическому расстоянию.

С помощью теста Вонга сравнивается объясняющая способность спатальной ВЕКК и неспатальных GO-GARCH и ADCC, а с помощью тестов Диболда-Мариано и Хансена-Лунде-Нэйсона с применением трех функций потерь — их предсказательная способность.

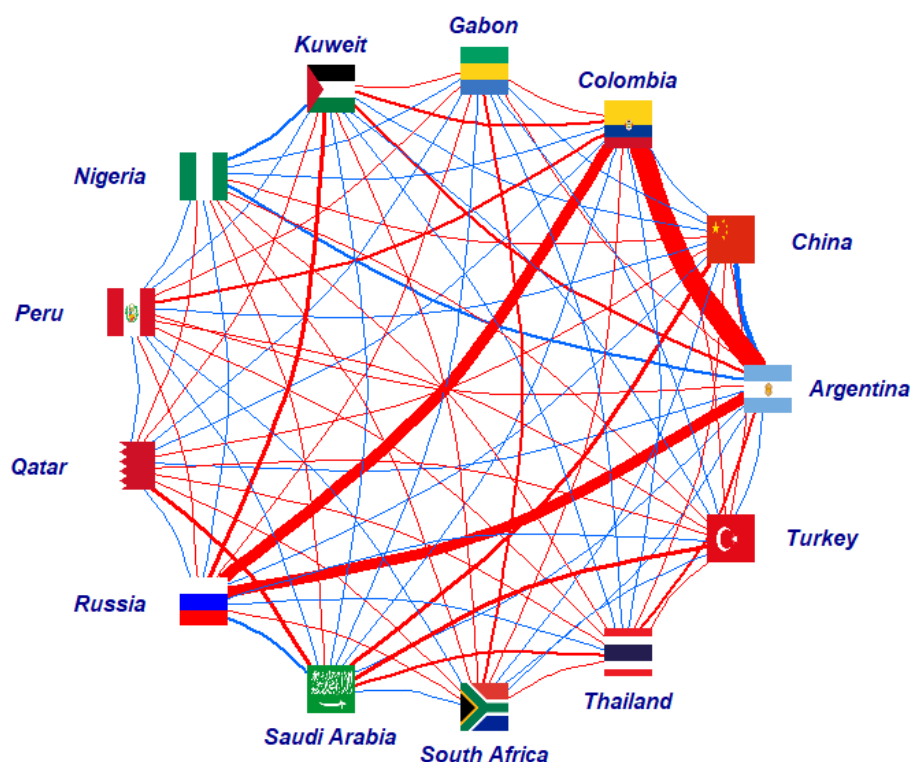


Рис. 3: Эффекты перетекания волатильности для весовой матрицы W_{bin}

По результатам теста Вонга все три рассматриваемые модели имеют равную объясняющую способность на любом разумном уровне значимости. При вневыборочном сравнении тесты не дают четких свидетельств значимого превосходства пространственной спецификации над остальными моделями. При этом для функции потерь, налагающей «штраф» за переоценку волатильности, пространственная ВЕКК демонстрирует одинаковую предсказательную способность с другими анализируемыми моделями для одношагового прогноза.

Полученные оценки показывают наличие положительных и отрицательных эффектов перетекания волатильности между исследуемыми активами. Например, наибольший положительный ЭПВ наблюдается между группами активов, принадлежащим к таким секторам нефтегазового рынка, как «разведка и добыча природного газа на суше» и «нефтегазопереработка». Наибольший отрицательный ЭПВ наблюдается между группами «нефтегазопереработка» и «нетрадиционная добыча нефти и газа».

Список литературы

- Анатольев, С. & С. Храпов (2019). Улучшают ли пространственные структуры прогнозы волатильности? *Квантиль* 14, 63–81.
- Балаш, В., О. Балаш & А. Харламов (2011). Эконометрический анализ геокодированных данных о ценах на жилую недвижимость. *Прикладная эконометрика* 2, 62–77.
- Лакшина, В. (2014). Можно ли снять «проклятие размерности»? Пространственные спецификации многомерных моделей волатильности. *Прикладная эконометрика* 4, 61–78.
- Akman, E. & I. Bozkurt (2016). On the mixed indirect effects of oil prices on international trade. *OPEC Energy Review* 40, 374–396.
- Arnold, M., S. Stahlberg & D. Wied (2013). Modeling different kinds of spatial dependence in stock returns. *Empirical Economics* 44, 761–774.

- Arouri, M., J. Jouini & D. Nguyen (2011). Volatility spillovers between oil prices and stock sector returns: Implications for portfolio management. *Journal of International Money and Finance* 30, 1387–1405.
- Arouri, M., J. Jouini & D. Nguyen (2012). On the impacts of oil price fluctuations on European equity markets: Volatility spillover and hedging effectiveness. *Energy Economics* 34, 611–617.
- Baba, Y., R. Engle, D. Kraft & K. Kroner (1989). Multivariate Simultaneous Generalized ARCH. Working paper, University of California, San Diego.
- Bachelier, L. (1900). *Théorie de la Spéculation*. Gauthier-Villars.
- Billio, M., M. Caporin, L. Frattarolo & L. Pelizzon (2016). Networks in risk spillovers: A multivariate GARCH perspective. Working paper, University of Venice “Ca’ Foscari”.
- Borovkova, S.A. (2016). Spatial GARCH: A spatial approach to multivariate volatility modelling. Working paper, Vrije Universiteit Amsterdam.
- Caporin, M. & P. Paruolo (2015). Proximity-structured multivariate volatility models. *Econometric Reviews* 34, 559–593.
- Cappiello, L., R.F. Engle & K. Sheppard (2006). Asymmetric dynamics in the correlations of global equity and bond returns. *Journal of Financial Econometrics* 4, 537–572.
- Chen, X. & Y. Tian (2017). Impact effects and spatial volatility spillover effects of sovereign credit rating downgrades – Empirical analysis of multivariate spatial BEKK-GARCH model based on symbolic transfer entropy. *Boletín Técnico* 55(9), 614–623.
- Diebold, F.X. & R.S. Mariano (2002). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics* 20, 134–144.
- Dornbusch, R., Y.C. Park & S. Claessens (2000). Contagion: Understanding how it spreads. *World Bank Research Observer* 15, 177–197.
- Engle, R. & K.F. Kroner (1995). Multivariate simultaneous generalized ARCH. *Econometric Theory* 11, 122–150.
- Ewing, B., F. Malik & O. Ozfidan (2002). Volatility transmission in the oil and natural gas markets. *Energy Economics* 24, 525–538.
- Ghalanos, A. (2015). rmgarch: Multivariate GARCH models. R package version 1.3-0.
- Gu, H., Z. Liu & Y. Weng (2017). Time-varying correlations in global real estate markets: A multivariate GARCH with spatial effects approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 471, 460–472.
- Hansen, P.R., A. Lunde & J.M. Nason (2011). The model confidence set. *Econometrica* 79, 453–497.
- Jaworski, P. & M. Pitera (2014). On spatial contagion and multivariate GARCH models. *Applied Stochastic Models in Business and Industry* 30, 303–327.
- Kocaarslan, B., R. Sari, A. Gormus & U. Soytas (2017). Dynamic correlations between BRIC and U.S. stock markets: The asymmetric impact of volatility expectations in oil, gold and financial markets. *Journal of Commodity Markets* 7, 41–56.
- Laurent, S., J.V.K. Rombouts & F. Violante (2012). On the forecasting accuracy of multivariate GARCH models. *Journal of Applied Econometrics* 27, 934–955.
- Lin, B., P. Wesseh & M. Appiah (2014). Oil price fluctuation, volatility spillover and the Ghanaian equity market: Implication for portfolio management and hedging effectiveness. *Energy Economics* 42, 172–182.
- Liu, X., H. An, S. Huang & S. Wen (2017). The evolution of spillover effects between oil and stock markets across multi-scales using a wavelet-based GARCH–BEKK model. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 465, 374–383.
- Liu, X., H. An, H. Li, Z. Chen, S. Feng & S. Wen (2017). Features of spillover networks in international financial markets: Evidence from the G20 countries. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 479, 265–278.
- Mensi, W., S. Hammoudeh & S. Kang (2017). Risk spillovers and portfolio management between developed and BRICS stock markets. *North American Journal of Economics and Finance* 41, 133–155.
- Nash, J.C. (2014). On best practice optimization methods in R. *Journal of Statistical Software* 60, 1–14.
- Olson, E., A. Vivian & M. Wohar (2014). The relationship between energy and equity markets: Evidence from volatility impulse response functions. *Energy Economics* 43, 297–305.

- Schmidt, A. (2005). Chapter 1: Introduction. Глава в *Quantitative Finance for Physicists* под редакцией A.B. Schmidt. Academic Press Advanced Finance. Boston: Academic Press, 1–4.
- Serletis, A. & L. Xu (2016). The zero lower bound and crude oil and financial markets spillovers. *Macroeconomic Dynamics* 22, 654–665.
- Weide, R. van der (2002). GO-GARCH: A multivariate generalized orthogonal GARCH model. *Journal of Applied Econometrics* 17, 549–564.

Volatility spillovers with spatial effects in the oil and gas market

Efrosiniya Karatetskaya

National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russia

Valeriya Lakshina

National Research University Higher School of Economics, Nizhni Novgorod, Russia

The article is devoted to estimation of volatility spillovers in the oil and gas market accounting for cross-sectional dependence. We use data on daily stock returns of 67 companies from the oil and gas sector from 13 countries. The volatility spillovers are estimated via a spatial specification of the BEKK model. Using the Vuong test, we compare explanatory power of the spatial BEKK and non-spatial GO-GARCH и ADCC models, the Diebold-Mariano and Hansen-Lunde-Nason tests being used for evaluating the predictive ability. The Vuong test reveals equal explanatory ability of the three models at any reasonable significance level. In the out-of-sample comparison, the tests do not provide clear evidence of significant superiority of the spatial specification over the other models.

Keywords: multivariate volatility models, spatial specifications, oil and gas market, volatility spillover effects

JEL Classification: C58, C32, Q49

Quantile

No. 14, June 2019

ISSN 2309-3013

English page in the world wide web: <http://quantile.ru/eng>

Electronic mail address: quantile@quantile.ru

Access to the journal is free and unlimited

EDITOR

Stanislav Anatolyev

New Economic School (Moscow, Russia)

EDITORIAL COUNSEL

Victoria Zinde-Walsh

McGill University (Montréal, Canada)

Rustam Ibragimov

Imperial College London (London, UK)

Anna Mikusheva

Massachusetts Institute of Technology (Cambridge, USA)

Alexey Onatsky

Cambridge University (Cambridge, UK)

Alexander Tsyplakov

Novosibirsk State University (Novosibirsk, Russia)

Victor Chernozhukov

Massachusetts Institute of Technology (Cambridge, USA)

GUIDE TO AUTHORS

Manuscripts for publication in the “Articles” section should be submitted by electronic mail to the address submit@quantile.ru. Submitted work may be drawn from any applied field within the economics profession. The main requirement is correct usage of adequate econometric methodology. The manuscript should be written in Russian (for Russian-speaking persons) or in English (for all others) in the *Microsoft Word* or (preferably) *LaTeX* formats, and not exceed 30 double-spaced A4 pages. All submissions are subject to quality control by the editorial counsel and independent referees. A promising manuscript may be returned to the author(s) for polishing or rewriting. The editor also invites econometrics experts worldwide to contribute to the methodological sections of the journal.

Articles and methodological material published in “Quantile” do not transfer original copyright, neither in full, nor in part.

Quantile

*international econometric journal
in Russian language*

**No. 14
June 2019**

IN THIS ISSUE

Articles: teaching econometrics

- Angrist, Joshua D.; Pischke, Jörn-Steffen. Undergraduate econometrics instruction: through our classes, darkly 1
- Oshchepkov, Aleksey; Trofimova, Tatyana; Yablonskene, Natalya. Econometrics in Russian regional universities: evidence from a survey of the Yegor Gaidar Foundation 21
- Mkhitarian, Vladimir; Sirotin, Viacheslav. Statistical training of economists in Russian universities: experience from realization of educational programs 35

Econometric literacy: misspecification

- Anatolyev, Stanislav. Basics of quasi- and pseudo-likelihood theories 45

Articles: spatial econometrics

- Ivanova, Vera. GRP and environmental pollution in Russian regions: spatial econometric analysis 53
- Anatolyev, Stanislav; Khrapov, Stanislav. Do spatial structures yield better volatility forecasts? 63
- Karatetskaya, Efrosiniya; Lakshina, Valeriya. Volatility spillovers with spatial effects in the oil and gas market 83