

Федеральное государственное автономное образовательное
учреждение высшего образования
«Национальный исследовательский университет
Высшая школа экономики»

На правах рукописи

Головань Сергей Витальевич

Эконометрические модели для анализа эффективности экономических агентов

РЕЗЮМЕ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель:
профессор, доктор экономических наук
Пересецкий Анатолий Абрамович

JEL: C21, D22, G21

Москва – 2022

Актуальность темы исследования

Эконометрические методы построения границы производственных возможностей и исследования эффективности экономических агентов начали появляться в середине XX века и продолжают развитие по сегодняшний день. Среди пионерских работ можно перечислить работы Koopmans (1951), Charnes, Cooper, Rhodes (1978) (оболочечный анализ данных), Aigner, Lovell, Schmidt (1977) (стохастическая граница), Koenker, Bassett Jr (1978) (квантильная регрессия). Более современные работы включают в себя Simar, Wilson (2000) (статистические свойства моделей оболочечного анализа), Galvao, Kato (2016a), Dhaene, Jochmans (2015) (квантильная регрессия для панельных данных).

Среди российских работ по применению эконометрических методов для исследования эффективности следует отметить работы Пересецкий (2012) (обобщающая монография по применению эконометрических методов к банковской отрасли), Айвазян, Афанасьев (2007), Афанасьев, Васильева (2006) и Афанасьев (2006) (обобщение и применение метода стохастической границы к российским предприятиям), Алескеров и др., 2008; Алескеров и др., 2010 (применение метода стохастической границы к российским банкам, исследование эффективности в зависимости от структуры собственности).

Данная диссертация, которая является обобщением научных статей автора за период с 2006 по 2022 гг., посвящена развитию прикладных параметрических и непараметрических методов эконометрического анализа для исследования эффективности экономических агентов (предприятий, банков, больниц и т. п.).

Методы применены для прикладного эконометрического анализа актуальных вопросов для банковской отрасли Российской Федерации. Актуальность такого рода методов выражается в том, что их результаты могут применяться регулятором для предварительного скрининга предприятий/банков с точки зрения эффективности и устойчивости.

Цель и задачи исследования

Целью данного исследования является разработка эконометрических моделей оценки эффективности экономических агентов, а также их применение для оценки эффективности российских банков, американских госпиталей с различных точек зрения.

В ходе исследования были решены следующие **задачи**:

1. Адаптированы эконометрические модели бинарного выбора для оценки вероятности дефолта российских банков как составляющей эффективности банков. Выявлено влияние на их эффективность макроэкономических индикаторов. Установлено, что выделение однородных групп банков улучшает качество эконометрических моделей (Peresetsky, Karminsky, Golovan, 2011).

2. Предложен метод сопоставления рейтинговых шкал экономических агентов (предприятий/банков) разных рейтинговых агентств, который базируется на эконометрических моделях упорядоченного выбора (*ordered probit*). Метод применен для сопоставления рейтингов российских банков, публикуемых международными рейтинговыми агентствами Moody's и Standard & Poor's (Айвазян, Головань, Карминский, Пересецкий, 2011).
3. Адаптированы методы построения стохастической границы производственных возможностей российских банков. Оценена их эффективность с точки зрения объемов выданных кредитов и привлеченных депозитов, выявлены факторы, влияющие на эффективность (Головань, 2006).
4. Развита методика построения стохастической границы для оценки функции издержек российских банков. Оценена эффективность банков с точки зрения минимизации издержек (Головань, Карминский, Пересецкий, 2008).
5. Применены методы оболочечного анализа данных (*DEA*) для оценки границы производственных возможностей российских банков. Оценена эффективность российских банков с точки зрения получения процентных и непроцентных доходов. Робастность полученных выводов подтверждена сравнением показателей эффективности, оцененных методами оболочечного анализа и стохастической границы (Головань, Назин, Пересецкий, 2010).
6. Исследованы методы получения оценок квантильной регрессии для панельных данных, в том числе применяемой для оценки эффективности экономических агентов. Подтверждено, что для непосредственного получения статистических выводов требуется панель с большим числом временных периодов (Besstremyannaya, Golovan, 2019). Предложен способ коррекции оценок, позволяющий уменьшить число периодов времени при применении квантильных регрессий к панельным данным (Besstremyannaya, Golovan, 2021).
7. Усовершенствован метод динамической панельной регрессии для исследования влияния стимулирующих выплат на качество работы госпиталей Medicare. Показано, что эффект воздействия является максимальным для наиболее эффективных с точки зрения качества госпиталей (Besstremyannaya, Golovan, 2022).

Научная новизна работы заключается в следующем:

1. Впервые показана зависимость вероятности дефолта российских банков от макроэкономических индикаторов (Peresetsky, Karminsky, Golovan, 2011).
2. Впервые для исследования вероятности дефолта российских банков предложен автоматический способ разбиения наблюдений на классы на основе модели смеси бинарных распределений, в которой вероятность принадлежности классу определяется с помощью латентной переменной (Peresetsky, Karminsky, Golovan, 2011).

3. Разработан оригинальный метод сопоставления рейтинговых шкал и применен к рейтингам российских банков (Айвазян, Головань, Карминский, Пересецкий, 2011).
4. Методы стохастической границы впервые применены к исследованию эффективности российских банков по привлечению депозитов (Головань, 2006) и к исследованию эффективности российских банков с точки зрения минимизации издержек (Головань, Карминский, Пересецкий, 2008).
5. Впервые применены методы оболочечного анализа данных для исследования эффективности российских банков с точки зрения максимизации процентных и непроцентных доходов (Головань, Назин, Пересецкий, 2010)
6. Предложен метод сравнения долгосрочных средних показателей качества госпиталя для оценки эффекта стимулирующего воздействия регулятора на госпитали, входящие в систему Medicare (Besstremyannaya, Golovan, 2022).

Методология и методы исследования

Объектом исследования являются экономические агенты на примерах российских банков и американских госпиталей.

Предметом исследования является ненаблюдаемая эффективность банков/госпиталей с различных точек зрения: эффективность привлечения депозитов и выдачи кредитов (основной предмет деятельности банков), эффективность с точки зрения издержек, надежность (эффективность управления, выражается в том, насколько вероятно то, что банк испытает дефолт по своим обязательствам), рейтинги банков. Эффективность предполагает наличие границы производственных возможностей, соответственно, ее оценка тоже входит в предмет исследования.

Информационной основой послужили данные российской статистики по отдельным банкам банковской системы, а также данные по российской экономике в целом. В частности, это данные балансовой отчетности и отчетов о прибылях и убытках банков, предоставляемые Центральным банком Российской Федерации, а также дополнительные показатели банков, рассчитанные информационным агентством «Мобиле», данные о макроэкономических показателях Росстата, а также рейтинги банков, публикуемые международными рейтинговыми агентствами (Moody's Investment Service, Standard & Poor's).

Основные результаты, выносимые на защиту

1. Оценка эффективности российских банков как вероятности их дефолта путем применения моделей бинарного выбора (*logit*, *probit*), выявление и анализ факторов, влияющих на эту вероятность. Усовершенствование моделей с помощью включения макроэкономических показателей. Исследования эффективности российских банков как вероятности их

дефолта с помощью модели смеси бинарных распределений с использованием латентной переменной для выбора класса отдельного банка (Peresetsky, Karminsky, Golovan, 2011).

2. Построение метода для сопоставления рейтингов разных рейтинговых агентств как показателей эффективности на основе моделей упорядоченного выбора (*ordered logit, ordered probit*). Применение построенного метода для сопоставления рейтингов, публикуемых несколькими рейтинговыми агентствами (Айвазян, Головань, Карминский, Пересецкий, 2011).
3. Оценка производственной функции российских банков с помощью метода стохастической границы и их технической эффективности как расстояния до найденной границы с точки зрения объемов выданных кредитов и привлеченных депозитов. Выявление факторов, влияющих на эту эффективность (Головань, 2006).

Оценка функции издержек российских банков с помощью метода стохастической границы и их технической эффективности как превышения издержек банка над найденным наименьшим возможным значением издержек. Усовершенствование модели функции издержек с помощью включения в нее факторов риска и качества активов банка (Головань, Карминский, Пересецкий, 2008).

4. Оценка производственного множества российских банков с помощью непараметрических методов оболочечного анализа данных (*data envelopment analysis, DEA*). Расчет технической эффективности российских банков как расстояния до границы производственных возможностей. Сравнение различных групп банков по средней эффективности, исследование динамики показателей эффективности (Головань, Назин, Пересецкий, 2010).
5. Исследование методов оценивания квантильной регрессии для панельных данных (квантильные регрессии позволяют разбить популяцию экономических агентов (предприятий, банков) на группы по эффективности, где высоким квантилям соответствуют более эффективные предприятия, низким квантилям — менее эффективные предприятия, и оценить для каждой группы эффективности свою производственную функцию или функцию издержек) (Besstremyannaya, Golovan, 2019, 2021).
6. Выявление зависимости показателей качества госпиталей, входящих в систему Medicare, от относительного размера стимулирующих выплат за повышение качества, с помощью моделей динамических панельных регрессий. Исследование величины эффекта воздействия для групп эффективных и неэффективных госпиталей (Besstremyannaya, Golovan, 2022).

Структура работы

Диссертационная работа является обобщением научных работ, написанных автором за период с 2005 по 2021 гг. в рамках применения следующих групп эконометрических методов для исследования эффективности российских банков:

1. Модели бинарного выбора.
2. Модели упорядоченного выбора.
3. Модели стохастической границы производственных возможностей.
4. Модели оболочечного анализа данных.
5. Модели квантильной регрессии.
6. Динамические регрессионные модели для панельных данных.

Модели бинарного выбора вероятности дефолта российских банков

В работе Peresetsky, Karminsky, Golovan (2011) применяются модели бинарного выбора для исследования зависимости вероятности дефолта российских банков от различных факторов, включая макроэкономические.

Модели бинарного выбора (*logit*, *probit*) широко применяются в эконометрических приложениях и в машинном обучении для оценки влияния различных факторов и для прогнозирования вероятности событий. В данной работе модели бинарного выбора применяются для исследования дефолтов российских банков, то есть интересующее нас событие заключается в том, что банк перестал выполнять свои обязательства.

Для исследования зависимости вероятности дефолта от различных показателей банка рассматривается следующая модель бинарного выбора (Peresetsky, Karminsky, Golovan, 2011):

$$P(y = 1 | x) = F(x' \beta),$$

где y — зависимая переменная (является ли банк функционирующим), x — набор регрессоров, $F(\cdot)$ — заданная функция распределения ($F(z) = \exp(z)/(1 + \exp(z))$ для модели *logit*, $F(z) = \Phi(z)$ для модели *probit*). Для прогнозирования используется следующая процедура: фиксируется так называемый уровень отсечения $c \in (0, 1)$, затем полагают

$$\hat{y} = \begin{cases} 1, & \text{если } F(x' \hat{\beta}) > c, \\ 0, & \text{если } F(x' \hat{\beta}) \leq c. \end{cases}$$

При этом качество прогноза характеризуется ошибками первого и второго рода:

$$P_I(c) = P(\hat{y} = 0 \mid y = 1), \quad P_{II}(c) = P(\hat{y} = 1 \mid y = 0).$$

В работе была использована предоставленная информационным агентством «Мобиле» база данных по большому числу российских банков за период 1996–2001 гг.

При формировании выборки рассматривались квартальные данные по всем банкам, существующим в 1996 году, последний год, за который доступны данные — 2002. Зависимая переменная в выборке — индикатор того, что на данный момент у банка не отозвана лицензия. В качестве прогнозирующих факторов рассматриваются показатели банков и макроэкономические показатели за два года до текущего момента (Kolari et al., 2002). Для лучшей сбалансированности выборки данные по каждому банку выбираются с шагом в два года, кроме того, для банков, которые не обанкротились к концу 2002 года последний квартал выбирался рандомизировано.

В качестве показателей деятельности банка для регрессии были выбраны следующие: валюта баланса банка (сумма всех пассивных счетов) как размер (логарифм и квадрат логарифма), отношение балансовой прибыли к валюте баланса, отношение кредитов нефинансовым организациям к валюте баланса, отношение кредитов другим банкам к валюте баланса, отношение негосударственных долговых обязательств к валюте баланса, отношение прочих неработающих активов к валюте баланса. Также для улучшения качества прогноза в регрессионную модель по одному добавлялись макропоказатели: отношение объемов экспорта и импорта и обменный курс.

Таким образом, были оценены три модели, во всех трех коэффициенты оказались статистически значимыми и экономически обоснованными. Выяснилось, что впервые добавленные макропоказатели (как отношения объемов экспорта и импорта, так и обменного курса) значительно снижают ошибки прогноза при любом уровне отсечения $c \in (0, 1)$. В то же время для двух моделей с разными макропоказателями нельзя утверждать, что одна из них равномерно лучше другой.

Далее, в статье разработана модель оптимального выбора уровня отсечения, т. е. оптимального прогноза дефолта банка по модели бинарного выбора. Для выбора модели, прогнозирующей дефолты предлагается критерий минимизации ожидаемых потерь от неправильного прогнозирования. Пусть потери от ошибки первого рода равны $L_I > 0$ (потери инвестора, вложившего деньги в банк, который обанкротился), а потери от ошибки второго рода равны $L_{II} > 0$ (потери инвестора, не вложившего деньги в надежный банк, т. е. потерянные проценты). Тогда ожидаемые потери инвестора равны

$$P_I(c)L_I + P_{II}(c)L_{II},$$

и их следует минимизировать по $c \in (0, 1)$ для каждой модели, а потом выбрать модель, для которой полученные ожидаемые потери наименьшие. В работе также рассматривается случай,

при котором ожидаемые потери зависят от банка, в который инвестор вкладывает деньги (скажем, они пропорциональны размеру банка).

При сравнении трех моделей с точки зрения минимизации ожидаемых потерь инвестора было показано, что худшие результаты дает модель без макропоказателей, а лучшие результаты показала модель с включенным обменным курсом.

Можно отметить, что предложенные методики построения моделей дефолта банков могут быть использованы органами, регулирующими банковскую деятельность, как часть системы раннего предупреждения, а также коммерческими банками для внутренней оценки риска заемщиков и для построения рейтингов надежности банков.

Другой аспект приложения моделей бинарного выбора к российской банковской системе — проблема однородности выборки, то есть применимость одной и той же модели ко всем банкам вместе (Peresetsky, Karminsky, Golovan, 2011). К моменту написания работы разбиение выборки на группы и оценивание отдельных моделей по этим группам для банковской отрасли встречалось крайне редко (Korobow, Stuhr, 1983). В данной работе предлагается, во-первых, разбить выборку экспертно (по значениям нескольких выбранных показателей банковской деятельности), и во-вторых, впервые предложена модель автоматического разбиения банков на группы с использованием латентной переменной.

Данные объединяют 1569 банков, существующих на дату 1 апреля 1998 года, в качестве зависимой переменной выступает бинарная переменная *LIVE*, равная 1, если банк существует на 1 апреля 2000 года, и равная 0, если на эту дату его лицензия отозвана Центральным банком РФ, или если он передан под управление АРКО (Агентству по реструктуризации кредитных организаций).

В качестве показателей, рекомендованных экспертами в качестве показателей, по значениям которых имеет смысл делить выборку на группы, рассматриваются следующие: 1) *Совокупные активы*: Выделяются две группы, в первой самые маленькие банки, чьи активы в совокупности составляют 1% активов всей банковской системы, во второй — крупнейшие банки с активами, составляющими 90% всех активов банковской системы. 2) *Отношение государственных облигаций к совокупным активам*: Выделяются две группы, в первой банки, у которых это отношение меньше 0.01%, во второй — банки для которых отношение больше 10%. 3) *Отношение кредитов нефинансовым организациям к совокупным активам*: Две группы: активные, у которых это отношение больше 40% и пассивные — с отношением, меньшим 15%. 4) *Отношение собственного капитала к совокупным активам*: Группы с отношением, меньшим 11% и с отношением, большим 30%.

По каждой из представленных групп подбиралась модель бинарного выбора, в работе приведены подробные таблицы коэффициентов, по которым можно сравнить построенные модели. Как и следовало ожидать, различия между группами есть. Например, отношение объема государственных облигаций к совокупным активам не оказывает существенного влияния на вероятность дефолта крупных банков, но оказывает существенное отрицательное влияние на

вероятность дефолта для маленьких банков. Для групп банков по кредитам нефинансовым организациям существенно разную связь с вероятностью дефолта оказывают неработающие активы (положительная связь для «пассивных» банков и незначимая для «активных»).

Для сравнения качества построенных моделей применяется подход, основанный на сравнении ошибок прогнозирования первого и второго рода. Основной вывод заключается в том, что разбиение на группы позволяет строить более точные прогнозы, то есть группировка действительно позволяет учесть особенности поведения банков с разными значениями экспертно выбранных показателей.

Альтернативный подход к разбиению на группы состоит в том, что для каждого банка определяется ненаблюдаемый или латентный класс, и этот класс используется при построении функции правдоподобия. Для простоты считаем, что в выборку входят наблюдения из двух классов, и вероятность попадания банка в один из классов равна $F(z' \gamma)$ для некоторого набора регрессоров z . Тогда вклад конкретного наблюдения в функцию правдоподобия равен

$$F(z' \gamma) (F^y(x' \beta_1)(1 - F(x' \beta_1))^{y-1}) + (1 - F(z' \gamma)) (F^y(x' \beta_2)(1 - F(x' \beta_2))^{y-1}),$$

где $F(x' \beta_1)$ и $F(x' \beta_2)$ — вероятности выживания банка с показателями x при условии, что он находится в первом и во втором классе соответственно.

Такой подход позволяет не только оценить влияние факторов на вероятность дефолта в каждом классе, но и протестировать, действительно ли имеет смысл разбивать выборку на классы (протестировать гипотезу $\beta_1 = \beta_2$). Кроме того, в качестве одного из результатов прогнозирования можно рассматривать вероятность принадлежности банка тому или иному классу $F(z' \hat{\gamma})$.

При подборе классифицирующей модели в качестве показателей, влияющих на попадание в тот или иной класс, были отобраны логарифм совокупных активов и отношение собственного капитала к активам. При этом модель с двумя классами показала намного более высокое качество прогноза по сравнению с моделью без деления на классы.

Модели упорядоченного выбора для сопоставления рейтингов

Модели упорядоченного выбора часто применяются при работе с рейтингами, выставляемыми банкам рейтинговыми агентствами. Сопоставление рейтингов иностранных рейтинговых агентств в международной практике часто проводится путем оценки факторов, которые оказывают влияние на эти рейтинги (Afonso, 2003; Morgan, 2002; Pagratis, Stringa, 2009). Для рейтингов российских банков модели упорядоченного выбора также применялись в нескольких работах (Карминский, Пересецкий, Рыжов, 2006; Пересецкий, Карминский, ван Суст, 2004).

Задача сопоставления рейтингов публикуемых разными агентствами представляет интерес: во-первых, в случае когда хочется заполнить пропуски, то есть оценить рейтинг для банков, для которых он не публикуется по какой-либо причине. Во вторых для того, чтобы иметь возможность сравнить сами рейтинговые шкалы разных агентств. Эти шкалы часто имеют

одинаковые формальные градации (инвестиционные категории, спекулятивные и т. п.), но при этом важно понять, одинаковый ли смысл агентства вкладывают в эти названия, или же одно агентство оценивает банки строже другого. Сопоставление различных рейтингов по оцененной вероятности дефолта рассматривалось в работе Смирнов, Шоломицкий (2010). Сопоставление рейтингов поиском монотонного преобразования оценки латентных переменных для моделей упорядоченного выбора предложено в работе Пересецкий (2009).

В данной работе (Айвазян, Головань, Карминский, Пересецкий, 2011) впервые предложена методика сопоставления рейтингов разных рейтинговых агентств, опубликованных для одних и тех же банков, основанная на моделях упорядоченного выбора.

Методика состоит из следующих трех шагов.

Шаг 1. Строятся эконометрические модели упорядоченного множественного выбора (*ordered probit*, или *ordered logit*) для каждого из двух рейтингов, на основании данных по рейтингам банков и данных по их финансовым и другим показателям. При этом один и тот же набор показателей (факторов) используется в каждой из моделей. *Logit*-модель упорядоченного выбора для рейтинга с m градациями имеет следующий вид:

$$y_i^* = x_i' \beta + \varepsilon_i, \quad y_i = r, \quad \text{если } c_{r-1} < y_i^* < c_r \quad \text{для } -\infty = c_0 < c_1 < \dots < c_{m-1} < c_m = +\infty. \quad (1)$$

Здесь i — номер наблюдения (банк, время), r — градация рейтинга, y_i — наблюдаемое значение рейтинга, y_i^* — ненаблюдаемая латентная переменная (непрерывный рейтинг), x — объясняющие переменные, c_1, \dots, c_{m-1} — пороги отсечения, ε_i — случайная величина, имеющая логистическое распределение.

Поскольку рейтинговому агентству требуется некоторое время для анализа состояния банка, то значения объясняющих факторов x берутся с некоторым лагом по времени, т. е. предшествуют наблюдению рейтинга на 1–2 квартала. Выбор лага производится экспертно, и, как показали расчеты, результат лишь незначительно зависит от выбора лага в этом интервале.

Шаг 2. Для каждого наблюдения i , для которого имеются оба рейтинга, рассчитываются соответствующие оценки значения «непрерывного» рейтинга для каждой из рейтинговых шкал:

$$\hat{y}_i^* = x_i' \hat{\beta}^{(1)}, \quad \hat{z}_i^* = x_i' \hat{\beta}^{(2)}.$$

Далее строится преобразование одной непрерывной рейтинговой шкалы в другую, т. е. оценивается нелинейная монотонно возрастающая функция $f(\cdot)$, такая, что $y_i^* = f(z_i^*)$. Функция предполагается нелинейной, для того чтобы позволить разные «ширины» градаций рейтингов, т. е. чтобы не навязывать заранее вид зависимости непрерывных шкал. Монотонность является естественным следствием предположения об адекватности обоих рейтингов (объективной реальности).

Поскольку априори функциональная зависимость между непрерывными рейтингами неизвестна, она аппроксимируется многочленом нечетной степени на диапазоне значений \hat{z}_i^* , т. е. методом наименьших квадратов оценивается следующее регрессионное уравнение:

$$\hat{y}_i^* = \gamma_0 + \gamma_1 \hat{z}_i^* + \dots + \gamma_q (\hat{z}_i^*)^q + u_i, \quad (2)$$

откуда получаются оценки коэффициентов многочлена $\hat{f}(z) = \hat{\gamma}_0 + \hat{\gamma}_1 z + \hat{\gamma}_2 z^2 + \dots + \hat{\gamma}_q z^q$. Степень q многочлена (2) подбирается эмпирически так, чтобы старший коэффициент $\hat{\gamma}_q$ был статистически значим, а многочлен был монотонным на диапазоне изменения \hat{z}_i^* .

Шаг 3. Полученное преобразование (2) позволяет найти образ диапазона $\hat{c}_{r-1}^{(2)} < z < \hat{c}_r^{(2)}$ непрерывного рейтинга z , соответствующего рейтинговой градации r , в непрерывной шкале первого рейтинга y^* , а именно $\left[\hat{f}\left(c_{r-1}^{(2)}\right), \hat{f}\left(c_r^{(2)}\right) \right]$. Далее положение этого интервала сопоставляется с точками отсечения первого рейтинга $c_s^{(1)}$ и строится соответствие дискретных рейтингов. Это соответствие не всегда получается взаимно-однозначным.

В работе Айвазян, Головань, Карминский, Пересецкий (2011) приведен также практический пример сопоставления рейтингов 10 рейтинговых агентств, включая международные Moody's и Standard & Poor's. Сопоставление проводится по данным с III квартала 2009 г. по IV квартал 2010 г. В качестве объясняющих переменных берутся квартальные показатели финансовой отчетности банков, предоставленные агентством «Интерфакс».

Результаты подтверждают тезис о том, что объективное сопоставление рейтинговых шкал не должно быть основано только на сопоставлении пар рейтингов, присвоенных каждому из банков агентствами. Методика сопоставления рейтингов должна также учитывать финансовые и другие показатели банков, учитываемые экспертами агентств при выставлении рейтинга.

Модели стохастической границы для исследования эффективности банков

Работа Головань (2006) была первой, в которой рассматривались оценки эффективности российских банков как по выдаче кредитов, так и по привлечению депозитов. В работе Головань, Карминский, Пересецкий (2008) впервые была оценена эффективность российских банков по издержкам.

Модели стохастической границы разрабатывались для оценки множества производственных возможностей предприятия, и, как следствие, с их помощью нетрудно оценивать расстояние до границы этого множества, что интерпретируется как эффективность предприятия (чем больше расстояние до границы, тем меньше эффективность). Модель стохастической границы широко применяется для оценки эффективности банков во всем мире (Akhigbe, McNulty, 2003; Casu, Girardone, Molyneux, 2004; Casu, Molyneux, 2003; Hasan, Marton, 2003) и менее распространена в России к моменту написания работы Головань (2006) (Caner, Kontorovich, 2004; Styrin, 2005).

Модель стохастической границы формулируется в работе Головань (2006) следующим образом: если предположить, что теоретическая производственная функция банка зависит от некоторых факторов x_1, \dots, x_k и имеет вид

$$y = F(x_1, \dots, x_k)$$

(здесь в качестве продукта y мы рассматриваем либо выданные банком кредиты нефинансовым организациям, либо привлеченные банком депозиты), то реальный банк может производить меньше при том же наборе факторов:

$$y = F(x_1, \dots, x_k) \exp(-u) \leq F(x_1, \dots, x_k), \quad \text{где } u \geq 0.$$

Величина $\exp(-u)$ называется технической эффективностью.

Для оценивания этой величины (вместе с другими параметрами банка) мы используем вид производственной функции Кобба–Дугласа и следующую формализацию:

$$\begin{aligned} \ln y_t &= \beta_0 + \beta_1 \ln x_{1t} + \dots + \beta_k \ln x_{kt} + v_t - u_t, \\ v_t &\sim N(0, \sigma_v^2), \\ u_t &\sim N^+(0, \sigma_u^2) \quad (\text{полунормальное распределение}). \end{aligned}$$

Мы видим, что ошибка распадается на две составляющие — случайное отклонение v_t и асимметричное отклонение u_t , которое и интересует нас как оценка эффективности. Так как u_t это компонента ошибки, то точно оценить ее невозможно. Поэтому в качестве оценки эффективности мы будем использовать ожидаемое значение

$$\hat{u}_t = E(u_t \mid v_t - u_t = \hat{e}_t),$$

где $\hat{e}_t = \ln y_t - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \ln x_{1t} + \dots + \hat{\beta}_k \ln x_{kt})$ — остатки регрессии, которые из-за необычной структуры ошибок оцениваются методом максимального правдоподобия.

На втором этапе для полученных таким образом оценок технической эффективности строятся уже обычные модели линейной регрессии, в которых исследуется влияние различных факторов на эффективность банков.

Данные для работы предоставлены информационным агентством «Мобиле». В базу данных входят квартальные балансовые показатели банков и показатели отчета о прибылях и убытках банков. Для построения моделей использовались данные за период I квартал 2003 года — III квартал 2005 года. При оценивании из выборки были исключены Внешэкономбанк и Сбербанк, как работающие в условиях, существенно отличающихся от условий для других коммерческих банков.

В статье Головань (2006) оценивается эффективность банков с двух точек зрения: эффективность банков по выдаче кредитов и эффективность банков по привлечению депозитов. При этом в каждом из двух случаев рассматривается производственная функция банка, т. е. банк считается производственным предприятием, преобразующим ресурсы в продукт (соответственно кредиты или привлеченные депозиты).

Модель по выдаче кредитов: Банк использует финансовые ресурсы (кредиты других банков, депозиты населения и фирм юридических лиц), трудовые ресурсы (персонал) и физический капитал (в окончательную модель эта переменная не вошла). Использование трудовых ресурсов введено в модель через административные расходы, суммарные депозиты населения и юридических лиц и кредиты других банков представлены непосредственно.

Модель по привлечению депозитов: В данной модели трудовые ресурсы, как и в предыдущей модели, вводятся через административные расходы, в качестве второго фактора, отражающего размер банка, используются чистые активы.

В обеих моделях оценки коэффициентов производственной функции стабильны при изменениях выборки, распределение эффективности показывает, что большая часть банков находится в диапазоне 0.3–0.6 для модели по выдаче кредитов (и почти нет банков с эффективностью близкой к единице), и практически равномерное на $[0, 1]$ распределение эффективности в модели привлечения депозитов.

Для регрессии второго шага (влияние факторов на эффективность) отобраны следующие факторы: логарифм собственного капитала, собственный капитал/чистые активы, просроченная задолженность/кредиты, резервы/чистые активы, бинарные переменные для Москвы и Санкт-Петербурга. Оказалось, что при прочих равных в Москве и Санкт-Петербурге банки выдают меньше кредитов и привлекают меньше депозитов, чем в остальных регионах (это можно объяснить большей конкуренцией в этих городах), знаки коэффициентов при остальных факторах оказались устойчивыми при изменении выборки (рассматривались отдельные квартальные срезы выборки) и имеют экономическое объяснение.

Вторая работа, в которой применялась модель стохастической границы — работа Головань, Карминский и Пересецкий, 2008. В ней исследуется эффективность российских банков с точки зрения минимизации издержек с учетом факторов риска. В этом случае эффективным считается банк, издержки которого при прочих равных являются наименьшими, поэтому модель стохастической границы формулируется немного иначе:

$$y = C(x_1, \dots, x_k) \exp(u) \geq C(x_1, \dots, x_k), \quad \text{где } u \geq 0.$$

Регрессионное уравнение записывается следующим образом (в данной работе учитывается панельная структура данных):

$$\ln C_{it} = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{jit} + v_{it} + u_i,$$

где x_{it} — вектор переменных ($w_{it}, y_{it}, z_{it}, q_{it}$); $x_{jit}, j = 1, \dots, k$ — компоненты вектора ресурсов x_{it} ; β_j — соответствующие коэффициенты. В такой постановке часть издержек объясняется с помощью цен на ресурсы, объема выпуска, объема фиксированных ресурсов, а часть — с помощью технической неэффективности. Такая модель представляет собой панельную модель с индивидуальными эффектами. Параметры модели можно оценивать различными способами, например с помощью метода максимального правдоподобия. В этом случае необходимо сделать предположения о распределениях v_{it} и u_i : 1) $v_{it} \sim N(0, \sigma_v^2)$; 2) $u_i \sim N^+(\mu, \sigma_u^2)$ — усеченное нормальное распределение; 3) v_{it} и u_i не зависят друг от друга и от регрессоров.

В работе используются следующие показатели банков:

Издержки	Операционные расходы банка
Фиксированные ресурсы	Собственный капитал
Ресурсы	Депозиты физических лиц, процентные расходы по депозитам физических лиц, депозиты юридических лиц, процентные расходы по депозитам юридических лиц, кредиты и средства других банков, процентные расходы по кредитам и средствам банков, выпущенные ценные бумаги, расходы по ценным бумагам
Расчетные цены ресурсов	Процентные ставки по депозитам физических лиц, процентные ставки по депозитам юридических лиц, процентные ставки по кредитам других банков, удельные расходы по обслуживанию ценных бумаг
Продукция	Кредиты физическим лицам, кредиты юридическим лицам, кредиты другим банкам
Факторы риска и качества	Норматив текущей ликвидности, безнадежные кредиты (прокси, просроченная задолженность PZS или прочие неработающие активы PNA), доля резервов под возможные потери по кредитам в кредитах банка

Из перечисленных данных интерес представляют факторы риска, которые не включались в уравнение функции издержек ранее. Также следует отметить, что в качестве цен ресурсов рассматривались расчетные ставки, так как истинные ставки по депозитам и кредитам не публикуются в отчетности. Следуя подходу Laeven, Majnoni (2005), в качестве процентных ставок по привлеченным средствам было взято отношение процентных платежей к объему депозитов с учетом инфляции, а именно:

$$i_t^d = \frac{I_t / ((P_{t-1} + P_t) / 2)}{(D_{t-1} / P_{t-1} + D_t / P_t) / 2}$$

где D_t — депозиты в соответствующие моменты времени, I_t — процентные расходы по депозитам, P_t — индекс потребительских цен в соответствующем периоде.

В работе Головань, Карминский, Пересецкий (2008) оцениваются и сравниваются друг с другом модели без учета факторов риска и модели с учетом факторов риска. Показано, что включение в модель факторов риска/качества активов приводит к улучшению качества модели и более адекватной оценке показателей эффективности банков.

Вторая группа моделей построена для объяснения оценок неэффективности подобно Головань (2006). В этих моделях оценивается зависимость построенных на первом этапе оценок эффективности от различных параметров банков. При этом подтвержден эффект отрицательного влияния размера банка на его эффективность. Показано, что московские банки более эффективны, чем региональные, при этом эффективность не зависит от принадлежности банков к системе страхования вкладов. Иностранные банки оказались столь же эффективными, как и российские, что в свете традиционного представления о более высоком качестве управления можно объяснить их экспансией на российский рынок банковских услуг. Однако при сравнении с крупными российскими банками они несколько менее эффективны, так как, видимо, вторая тенденция преобладает. Кроме того, банки с иностранным капиталом, возможно, в большей степени, чем банки с российским капиталом, заняты операциями, не относящимися к традиционному банкингу. Среди крупнейших банков более молодые являются более эффективными, с точки зрения традиционного банкинга, так как они предоставляют меньший спектр услуг. Кроме того, среди самых крупных банков рост размера положительно связан с эффективностью.

Модели оболочечного анализа данных для оценки эффективности российских банков

В работе Головань, Назин и Пересецкий, 2010 впервые разработаны непараметрические модели оценки технической эффективности российских банков.

Модели оболочечного анализа данных (*data envelopment analysis, DEA*) являются непараметрическими моделями, с помощью которых множество производственных возможностей строится как выпуклая или как выпуклая коническая оболочка облака точек, координаты которых представляют наборы факторов и выпусков предприятия/банка. В отличие от параметрических методов, основанных на регрессионном анализе (в число которых входит и метод стохастической границы, рассмотренный выше), метод DEA позволяет естественным образом строить множество производственных возможностей для производства с несколькими выпусками одновременно (то есть не ограничивается производственными функциями или функциями издержек). Впервые метод DEA появился в работе Farrell (1957), две самые популярные спецификации применяемых моделей DEA разработаны в работах Charnes, Cooper, Rhodes (1978) и Banker, Charnes, Cooper (1984).

Модель CCR Charnes, Cooper, Rhodes (1978) представляет собой классическую ориентированную на ресурсы задачу и задача оценки эффективности в ней формулируется следующим

образом:

$$\theta \rightarrow \max_{\lambda, t^-, t^+} \quad \text{при условии } x_0/\theta = X\lambda + t^-, y_0 = Y\lambda - t^+, \lambda \geq 0, t^- \geq 0, t^+ \geq 0.$$

Здесь X — $r \times n$ -матрица, состоящая из векторов ресурсов каждого банка из выборки; Y — $s \times n$ -матрица выпусков; x_0 и y_0 — векторы ресурсов и выпуска банка, техническая эффективность которого оценивается, векторы имеют размерность $r \times 1$ и $s \times 1$, соответственно; $X\lambda$, $Y\lambda$ — векторы ресурсов и выпуска некоторого «искусственного» банка, принадлежащего конической оболочке всех банков выборки в пространстве ресурсов и выпуска; λ — $n \times 1$ — вектор весов по всем банкам в выборке; t^- — $r \times 1$ — вектор излишков ресурсов, т.е. количество использованных ресурсов, без которого можно было бы обойтись; t^+ — $s \times 1$ — вектор потенциально возможного дополнительного выпуска, т.е. дополнительное количество продукции, которое способен производить «искусственный» банк. Величина $\theta \geq 1$ является мерой технической неэффективности (в случае абсолютной эффективности $\theta = 1$), а $1/\theta$ — оценкой эффективности (ее значения лежат между нулем и единицей) и показывает, какая часть использованных ресурсов была действительно необходима для производства того же объема выпуска. Веса λ в модели неотрицательны, т.е. «искусственные» банки строятся по конической оболочке в пространстве ресурсов и выпуска. Это означает, что производственная функция является однородной функцией степени 1, т.е. умножив все факторы ресурсов на 100, банк может увеличить все выпуски в 100 раз. Это не всегда правдоподобно. Для устранения этой ситуации в работе Banker, Charnes, Cooper (1984) было предложено использовать неотрицательные веса λ , сумма которых равна единице, т.е. заменить коническую оболочку выпуклой. В такой ситуации каждый банк сравнивается с банками, близкими ему по размеру и другим показателям. Такая модель получила название ВСС.

Так как оценки эффективностей по моделям DEA получаются смещенными, для уменьшения этого смещения применяется бутстраповская процедура, предложенная в работе Simar, Wilson (2000).

Для оценки технической эффективности были использованы квартальные данные балансовых отчетов российских банков с октября 2002 г. по октябрь 2006 г., предоставленные информационным агентством «Мобиле». За каждый отчетный период были отобраны банки с генеральной лицензией ЦБ РФ, для которых доступны следующие показатели:

Ресурсы	Затраты на содержание аппарата, резервы под возможные потери, прочие расходы
Выпуск	Чистые процентные доходы, чистые непроцентные доходы

Для анализа эффективности банков, следуя работе Drake, Hall, Simper (2006), они были разбиты на группы, и рассматривалась эволюция во времени средней эффективности этих групп. Банки разбиты на группы по следующим критериям:

- банк зарегистрирован в Москве или регионе (ВТБ, зарегистрированный в Санкт-Петербурге, был отнесен в группу московских банков);
- иностранные банки, т.е. банки с долей нерезидентов в уставном капитале банка более 50%.

При анализе различий между московскими и региональными банками результаты модели ССР демонстрируют, что более чем в половине периодов эффективность московских банков значимо ниже эффективности региональных. Региональный анализ в модели ВСС показал, что для модели ССР в меньшем числе периодов эффективность региональных банков оказывается большей по сравнению с московскими. С начала 2005 г. обе модели обнаруживают тенденцию повышения эффективности региональных банков.

При анализе различий между иностранными и российскими банками в целом по двум моделям можно сделать вывод, что до 2004 г. не удается найти статистически достоверное различие в эффективности российских и иностранных банков, однако начиная с осени 2004 г. наблюдается некоторый тренд по повышению относительной эффективности иностранных банков.

Кроме того, в работе Головань, Назин и Пересецкий, 2010 проводится сравнение полученных оценок эффективности по моделям DEA с оценками эффективности по моделям стохастической границы. Оказывается, что поведение эффективности, оцененной этими двумя способами, является сходным. Ранговые коэффициенты корреляции Спирмена между ранжировками банков, которые получены с помощью разных моделей, принимают достаточно высокие значения (0.6–0.9), т.е. методы дают согласованные результаты.

Модели квантильной регрессии с панельными данными для оценивания эффективности

Работы Besstremyannaya, Golovan (2019) и Besstremyannaya, Golovan (2021) посвящены развитию методов квантильной регрессии.

Модели квантильной регрессии появились в 70-е годы XX века (Koenker, Bassett Jr, 1978) и с тех пор используются, в частности, для оценки множества производственных возможностей и эффективности предприятий. В качестве границы производственных возможностей рассматриваются высокие квантили ($\tau = 0.8-0.9$), и в качестве ненормализованных показателей эффективности берутся остатки такой квантильной регрессии. Так как микроэкономические данные часто обладают панельной структурой, при которой одни и те же экономические агенты наблюдаются в течение нескольких периодов времени, при работе с ними необходимы модели, учитывающие индивидуальные эффекты. Такие модели для квантильных регрессий начали разрабатываться в начале XXI века и продолжают разрабатываться до сих пор (Chetverikov, Larsen, Palmer, 2016; Galvao, Kato, 2016b; Harding, Lamarche, 2014, 2016; Koenker, 2004; Machado, Santos Silva, 2019). При этом в отличие от обычной линейной регрессии с панельными данными квантильная регрессия не позволяет сократить число оцениваемых параметров (внутригрупповое преобразование), соответственно, для того, чтобы качественно оценить квантильную

регрессию с индивидуальными эффектами, необходимо либо существенно ограничить свободу поведения этих эффектов (например, параметризовать или потребовать, чтобы они были случайными), либо использовать длинные панели, т. е. панели с большим числом периодов времени.

В обзорной работе Besstremyannaya, Golovan (2021) разбирается несколько вариантов использования квантильной регрессии для панельных данных. Во-первых, рассматривается объединенная (*pooled*) спецификация без индивидуальных эффектов, для которой в работе Parente, Santos Silva (2016) была предложена оценка ковариационной матрицы коэффициентов, по структуре напоминающая известную кластеризованную оценку ковариационной матрицы коэффициентов линейной регрессии. Во-вторых, рассматривается спецификация, выведенная в работе Canay (2011) и подправленная в работе Chen, Huo (2020). В этой спецификации индивидуальные эффекты считаются не зависящими от квантиля:

$$Y_{it} = X'_{it}\beta(U_{it}) + \beta_0(U_{it}) + \alpha_i, \quad i = 1, \dots, n, t = 1, \dots, T, \quad (3)$$

где функция $\tau \mapsto X'_{it}\beta(\tau) + \beta_0(\tau)$ строго возрастает по τ , U_{it} подчиняется равномерному распределению на $[0, 1]$ и не зависит от (X_{it}, α_i) . При этом предполагается выполнение идентификационного условия $E[\alpha_i] = 0$. индивидуальные эффекты α_i составляют n дополнительных неизвестных параметров. Так как индивидуальные эффекты не зависят от квантиля, то появляется возможность их оценить отдельно, применив обычную линейную регрессию, а потом вычесть из Y_{it} и оценить оставшиеся коэффициенты с помощью обычной квантильной регрессии.

В работе Besstremyannaya, Golovan (2019) подробно разбираются теоретические проблемы с утверждениями и доказательствами из работы Canay (2011). Оказывается, в работе Canay (2011) допущен ряд ошибок. Первая ошибка состоит в том, что в формулировке теоремы о свойствах оценки утверждается, что асимптотика оценок справедлива при n/T^a , стремящемся к нулю при каком-нибудь $a > 0$ (то есть оценки справедливы для коротких панелей, если $a \in (0, 1)$). Это неверное утверждение, в работе Besstremyannaya, Golovan (2019) приводится пример генеральной совокупности, для которой смещение оценки при $n/T^a \rightarrow 0$ оказывается слишком большим относительно стандартной ошибки, что приводит к очень большому смещению z -статистик и неверным статистическим выводам. Соответственно, требуется стремление к нулю n/T . Вторая ошибка заключается в том, что в формулировке теоремы о свойствах оценок утверждается, что поведение оценки $\hat{\beta}_0(\tau)$ асимптотически такое же, как и остальных параметров. В тоже время для любых панельных регрессий это неверно. Так как информация про константу не уточняется при увеличении числа периодов T , то порядок стремления $\hat{\beta}_0(\tau)$ к $\beta_0(\tau)$ есть $1/\sqrt{n}$, а не $1/\sqrt{nT}$, как для остальных коэффициентов. И наконец третья ошибка (из которой вытекают первые две) заключается в том, что автор использовал неверное утверждение из теории обычных линейных регрессий с панельными данными. В работе Chen, Huo (2020) авторы немного подправили спецификацию модели, что позволило исправить эти ошибки.

Также в работе Besstremyannaya, Golovan (2021) рассматривается процедура, предложенная в работе Dhaene, Jochmans (2015) для уменьшения смещения, не позволяющего использовать квантильные регрессии в коротких панелях. Это так называемая поправка «складного ножа» (*jack-knife correction*). Впрочем, она применима только в ситуации, для которой известно, что смещение асимптотически устроено следующим образом $\text{bias}(\hat{\beta}(\tau)) = B_1/T + o(1/T)$ при $n, T \rightarrow \infty$. И так как подобная асимптотика до сих пор не выведена для оценок стандартной квантильной регрессии, то и применять эту поправку можно только для несколько экзотических случаев, скажем, для оценок сглаженной квантильной регрессии (Galvao, Kato, 2016b).

Динамические регрессионные модели для панельных данных для оценки эффекта воздействия на эффективные госпитали

Работа Besstremyannaya, Golovan (2022) посвящена исследованию влияния размера стимулирующих выплат на качество обслуживания пациентов в госпиталях системы Medicare в США.

Динамические панельные регрессии появились в начале 90-х годов прошлого века и с тех пор широко применяются в микроэкономических исследованиях. Они применяются в случаях, когда зависимая переменная обладает существенной инерцией. Соответственно, с помощью метода динамической панельной регрессии можно осуществить оценку влияния какого-либо фактора для разных групп наблюдений в зависимости от значений лага зависимой переменной. Таким образом, можно сравнить влияние на эффективных и неэффективных экономических агентов.

В работе Besstremyannaya, Golovan (2022) рассматривается выборка из около 3000 госпиталей системы Medicare на протяжении 7 лет (2013–2019 гг.). В течение этого периода госпитали участвуют в реформе, которая предусматривает стимулирующие выплаты на каждого пациента за качество обслуживания. Качество измеряется по большому числу показателей, в которые входит как результаты опросов пациентов (насколько им нравится общение с докторами, медсестрами и т. п.) так и объективные показатели (смертность от инфаркта, остановки сердца, пневмонии, частота внутрибольничных инфекций и т. п.). В конце концов, показатели агрегируются в окончательный показатель, на основе которого и производятся выплаты (чем он выше у данной больницы, тем выплаты на пациента больше).

В данной работе исследуется зависимость этого агрегированного показателя качества от силы воздействия со стороны регулятора. Следует отметить, что так как все госпитали системы Medicare участвуют в реформе, то нет возможности построить традиционную контрольную группу и применить традиционные методы, такие как регрессию *diff-in-diff*. Поэтому в работе сделано предположение о том, что чем меньше доля пациентов Medicare в больнице (обозначается s_{it}), тем меньшим стимулом для нее является программа (стимулируются только пациенты Medicare). Кроме того, сила стимулирующего воздействия (относительные объемы выплат, обозначаются α_t) со стороны регулятора постепенно увеличивалась с 2013 по 2017 годы. Эти

два факта позволяют построить и оценить эффект воздействия подобно регрессии diff-in-diff, включив $s_{it}\alpha_t$ в модель в качестве регрессора. Кроме того, в работе в качестве дополнительных регрессоров используются перекрестные члены $s_{it}\alpha_t L(y_{it})$ (где $L(y_{it})$ — лаг зависимой переменной). Это позволило дифференцировать эффект воздействия для эффективных госпиталей (с высокими значениями показателя качества) и остальных. Полная спецификация регрессионной модели следующая:

$$y_{it} = \phi_0 + \phi_1 y_{it-1} + \phi_2 y_{it-2} + \phi_3 \alpha_t s_{it} + \phi_4 \alpha_t s_{it} y_{it-1} + \phi_5 \alpha_t s_{it} y_{it-2} + \delta_0 s_{it} + z'_{it} \delta_1 + \alpha_t s_{it} \cdot z'_{it} \delta_2 + d'_t \delta_3 + u_i + \varepsilon_{it}, \quad (4)$$

где z_{it} — характеристики госпиталя, u_i — индивидуальные эффекты, величина стимулирующего воздействия α_t разная за разные годы и входит в уравнение вместе с множителем s_{it} — доля пациентов Medicare, d_t — набор временных эффектов, сумма которых нормализована к нулю.

Для оценки эффекта воздействия α_t на долгосрочное среднее применяется техника, используемая в теории временных рядов. А именно, рассматривается следующая оценка:

$$\hat{\mu}(\alpha) = \frac{\phi_0 + \phi_3 \alpha \bar{s} + \delta_0 \bar{s} + \bar{z}' \delta_1 + \alpha \bar{s} \bar{z}' \delta_2 + \phi_4 \alpha \widehat{\text{cov}}(s, L(y)) + \phi_5 \alpha \widehat{\text{cov}}(s, L^2(y))}{1 - \phi_1 - \phi_2 - \phi_4 \alpha \bar{s} - \phi_5 \alpha \bar{s}}.$$

Для ее получения достаточно взять ожидание в левой и правой частях уравнения (4) и выразить ожидание $\mu(\alpha) = E(y_{it})$.

В работе показано, что эффект воздействия на качество работы госпиталей положительный в среднем и возрастает с увеличением эффективности госпиталя (под эффективностью понимается показатель качества y_{it}). Этот результат контрастирует с наблюдениями, в которых эффект снижается для эффективных агентств, это различие объясняется тем, что в данной работе удалось разделить собственно эффект воздействия и эффект возврата к среднему, который как раз является наиболее ярко выраженным среди больниц с высоким качеством.

Степень достоверности и апробация результатов

Результаты исследования опубликованы автором диссертации в российских и зарубежных научных журналах, докладывались на международных конференциях научных сообществ:

- V международная конференция ВШЭ (2004 г.)
- VII международная конференция ВШЭ (2006 г.)
- VIII международная конференция ВШЭ (2007 г.)
- IX международная конференция ВШЭ (2008 г.)

- VII Международная школа–семинар «Многомерный статистический анализ и эконометрика» (2008 г.)
- Первый Российский экономический конгресс (2009 г.)
- Fourth Bachelier Colloquium on Mathematical Finance and Stochastic Calculus (2010 г.)
- 10th International Vilnius Conference on Probability Theory and Mathematical Statistics (2010 г.)
- XII международная конференция ВШЭ (2011 г.)
- Sixth Bachelier Colloquium on Mathematical Finance and Stochastic Calculus (2012 г.)
- Семинар Center for econometrics and business analytics (СЕВА, 2020 г.)
- XXII международная конференция ВШЭ (2021 г.)

Достоверность результатов эконометрического моделирования обеспечена с помощью применения альтернативных методов (параметрические и непараметрические модели), моделей с разным набором факторов производства, видов выпуска, контролируемых переменных, альтернативных спецификаций (включение и исключение объясняющих переменных), а также сравнения методологии и результатов других исследований, проведенных для различных данных по России и другим странам.

Публикации автора по тематике диссертации

- Айвазян, С. А., Головань, С. В., Карминский, А. М., Пересецкий, А. А. (2011). О подходах к сопоставлению рейтинговых шкал. *Прикладная эконометрика*, 23, 13–40.
- Головань, С. В. (2006). Факторы, влияющие на эффективность российских банков. *Прикладная эконометрика*, 2, 3–17.
- Головань, С. В., Карминский, А. М., Пересецкий, А. А. (2008). Эффективность российских банков с точки зрения минимизации издержек, с учетом факторов риска. *Экономика и математические методы*, 44, 28–38.
- Головань, С. В., Назин, В. В., Пересецкий, А. А. (2010). Непараметрические оценки эффективности российских банков. *Экономика и математические методы*, 46, 43–57.
- Besstremyannaya, G., Golovan, S. (2019). Reconsideration of a simple approach to quantile regression for panel data. *Econometrics Journal*, 22, 292–308.
- Besstremyannaya, G., Golovan, S. (2021). Measuring heterogeneity with fixed effect quantile regression. *Applied Econometrics*, 64, 71–82.
- Besstremyannaya, G., Golovan, S. (2022). Disentangling the impact of mean reversion in estimating policy response with dynamic panels. *Dependence Modeling*, forthcoming.
- Peresetsky, A., Karminsky, A., Golovan, S. (2011). Probability of default models of Russian banks. *Economic Change and Restructuring*, 22, 292–308.

Список литературы

- Айвазян, С. А., Афанасьев, М. Ю. (2007). Оценка мероприятий, направленных на управление факторами неэффективности производства. *Прикладная эконометрика*, (4), 27–41.
- Алескеров, Ф. Т., Белоусова, В. Ю., Сердюк, М. Ю., Солодков, В. М. (2008). Стереотипы поведения российских банков. *Банковское дело*, (7), 44–50.
- Алескеров, Ф. Т., Белоусова, В. Ю., Ивашковская, И. В., Погорельский, К. Б., Степанова, А. Н. (2010). Анализ эффективности издержек и распределения влияния между акционерами банка. *Управление в кредитной организации*, (2), 49–64.
- Афанасьев, М. Ю., Васильева, Н. В. (2006). Моделирование производственного потенциала фирмы с учетом факторов неэффективности и риска. *Экономическая наука современной России*, (1), 104–119.
- Афанасьев, М. Ю. (2006). Модель производственного потенциала с управляемыми факторами неэффективности. *Прикладная эконометрика*, 2, 74–89.
- Карминский, А. М., Пересецкий, А. А., Рыжов, А. В. (2006). Модели рейтингов банков для риск-менеджмента. *Управление финансовыми рисками*, 362–373.
- Пересецкий, А. А. (2009). Измерение компоненты внешней поддержки рейтингов агентства Moody's. *Прикладная эконометрика*, 14, 3–23.
- Пересецкий, А. А. (2012). *Эконометрические методы в дистанционном анализе деятельности российских банков*. Изд. дом Высшей школы экономики.
- Пересецкий, А. А., Карминский, А. М., ван Суст, А. (2004). Моделирование рейтингов российских банков. *Экономика и математические методы*, 40, 10–25.
- Смирнов, С. Н., Шоломицкий, А. Г. (2010). *Сопоставление качества рейтингов российских банков* (тех. отч.). Москва, ГУ ВШЭ.
- Afonso, A. (2003). Understanding the determinants of sovereign debt ratings: Evidence for the two leading agencies. *Journal of Economics and Finance*, 27, 56–74.
- Aigner, D., Lovell, C. K., Schmidt, P. (1977). Formulation and estimation of stochastic frontier production function models. *Journal of econometrics*, 6, 21–37.
- Akhigbe, A., McNulty, J. E. (2003). The profit efficiency of small US commercial banks. *Journal of banking & finance*, 27, 307–325.
- Banker, R. D., Charnes, A., Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management science*, 30, 1078–1092.
- Canay, I. (2011). A simple approach to quantile regression for panel data. *The Econometrics Journal*, 14, 368–386.
- Caner, S., Kontorovich, V. (2004). Efficiency of the banking sector in the Russian Federation with international comparison. *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 8, 357–375.
- Casu, B., Girardone, C., Molyneux, P. (2004). Productivity change in European banking: A comparison of parametric and non-parametric approaches. *Journal of Banking & Finance*, 28, 2521–2540.

- Casu, B., Molyneux, P. (2003). A comparative study of efficiency in European banking. *Applied economics*, 35, 1865–1876.
- Charnes, A., Cooper, W. W., Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European journal of operational research*, 2, 429–444.
- Chen, L., Huo, Y. (2020). A simple estimator for quantile panel data models using smoothed quantile regressions. *The Econometrics Journal*, doi: 10.1093/ectj/utaa023.
- Chetverikov, D., Larsen, B., Palmer, C. (2016). IV quantile regression for group-level treatments, with an application to the distributional effects of trade. *Econometrica*, 84(2), 809–833.
- Dhaene, G., Jochmans, K. (2015). Split-panel jackknife estimation of fixed-effect models. *The Review of Economic Studies*, 82(3), 991–1030.
- Drake, L., Hall, M. J., Simper, R. (2006). The impact of macroeconomic and regulatory factors on bank efficiency: A non-parametric analysis of Hong Kong’s banking system. *Journal of Banking & Finance*, 30, 1443–1466.
- Farrell, M. J. (1957). The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General)*, 120, 253–281.
- Galvao, A. F., Kato, K. (2016a). Smoothed quantile regression for panel data. *Journal of econometrics*, 193(1), 92–112.
- Galvao, A. F., Kato, K. (2016b). Smoothed quantile regression for panel data. *Journal of econometrics*, 193(1), 92–112.
- Harding, M., Lamarche, C. (2014). Estimating and testing a quantile regression model with interactive effects. *Journal of Econometrics*, 178, 101–113.
- Harding, M., Lamarche, C. (2016). Penalized quantile regression with semiparametric correlated effects: An application with heterogeneous preferences. *Journal of Applied Econometrics*.
- Hasan, I., Marton, K. (2003). Development and efficiency of the banking sector in a transitional economy: Hungarian experience. *Journal of Banking & Finance*, 27, 2249–2271.
- Koenker, R. (2004). Quantile regression for longitudinal data. *Journal of Multivariate Analysis*, 91(1), 74–89.
- Koenker, R., Bassett Jr, G. (1978). Regression quantiles. *Econometrica*, 46, 33–50.
- Kolari, J., Glennon, D., Shin, H., Caputo, M. (2002). Predicting large US commercial bank failures. *Journal of Economics and Business*, 54, 361–387.
- Koopmans, T. C. (1951). An analysis of production as an efficient combination of activities. *Activity analysis of production and allocation*.
- Korobow, L., Stuhr, D. P. (1983). The relevance of peer groups in early warning analysis. *Federal Reserve Bank of Atlanta, Economic Review*, 68, 27–34.
- Laeven, L., Majnoni, G. (2005). Does judicial efficiency lower the cost of credit? *Journal of Banking & Finance*, 29, 1791–1812.
- Machado, J. A. F., Santos Silva, J. M. C. (2019). Quantiles via moments. *Journal of Econometrics*, 213(1), 145–173.

- Morgan, D. P. (2002). Rating banks: Risk and uncertainty in an opaque industry. *American Economic Review*, 92, 874–888.
- Pagratis, S., Stringa, M. (2009). Modelling bank credit ratings: A reasoned, structured approach to Moody's credit assessment. *International Journal of Central Banking*, 5, 1–39.
- Parente, P. M., Santos Silva, J. M. (2016). Quantile regression with clustered data. *Journal of Econometric Methods*, 5(1), 1.
- Simar, L., Wilson, P. W. (2000). A general methodology for bootstrapping in non-parametric frontier models. *Journal of applied statistics*, 27, 779–802.
- Styrin, K. (2005). *What explains differences in efficiency across Russian banks?* (Working Paper). EERC Research Network, Russia и CIS.