

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

На правах рукописи

Чернов Григорий Витальевич

МОДЕЛИ ОБУЧЕНИЯ В ЭКОНОМИЧЕСКИХ ЭКСПЕРИМЕНТАХ

РЕЗЮМЕ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель:
PhD Алексей Белянин

JEL: C52, C73, C92, D91

Постановка проблемы Современная экономика все больше становится экспериментальной наукой. Лабораторные и полевые эксперименты, естественные и квазиэксперименты повсеместно встречаются в экономической литературе. Результаты экспериментов проливают свет на широкий круг вопросов, начиная от индивидуальной рациональности, эвристики и предубеждений и заканчивая эффективностью и реализацией программ государственной политики. Одна из основных целей экспериментальных исследований - улучшить наше понимание механизмов и причин принятия конкретных экономических решений. Однако до сих пор прогресс в этом направлении ограничен. С одной стороны, человеческие решения представляют собой результат сложных, многомерных процессов, большинство из которых остаются ненаблюдаемыми или неидентифицируемыми для наблюдателя. С другой стороны известно, что люди, принимающие решения, являются ограниченно рациональными и лимитированными в своих вычислительных ресурсах когда речь заходит об определении своих лучших стратегий даже в относительно простых стратегических ситуациях, не говоря уже о расшифровке стратегических намерений другого игрока (игроков). В основе всех этих проблем лежит проблема постепенного накопления знаний в процессе взаимодействия, т.е. стратегического обучения.

Стратегическое обучение является основным объектом изучения данной диссертации. Диссертационная работа состоит из трех взаимосвязанных глав. В первой описываются подходы к моделированию, общие для теорий обучения. Во второй обосновывается проблема экспериментальных сравнений между теориями. Наконец, в третьей главе вводится новый тип модели обучения на основе стратегий (strategy-based) в повторяющихся играх, который затем оценивается и сопоставляется с оценкой традиционных моделей обучения (action-based) на данных, полученных из эксперимента, включающего в свою основу игру "Камень-ножницы-бумага".

Как мы узнаем из первой главы, огромное число перспективных моделей делится на несколько больших групп. Эти группы обладают определенными свойствами: некоторые модели базируются на реализованных выигрышах, некоторые учитывают только наблюдаемое поведение соперника, но не то, что соперник может делать то же самое. Существуют также гибридные модели сочетающие между собой вышеприведенные и иные модели, что порождает целый "зоопарк моделей". Однако многие из этих моделей эквивалентны с точки зрения наблюдений и могут быть заменены друг на друга без потери описательной силы. Какие модели более полезны или более теоретически обоснованы, чем другие, - это открытые научные вопросы. В работе предлагается начать отвечать на эти вопросы с поиска проверяемых предположений между классами моделей и их спецификациями. Также показано, что это можно сделать с помощью симуляций, поскольку получаемые эмпирические распределения отражают как конечно-выборочные, так и асимптотические свойства экспериментальных выборок. Затем мы обсуждаем общую эмпирическую проблему сравнения моделей - у нас нет аналитического общего способа сравнить модели и установить, объясняет ли одна модель поведение лучше, чем другая, или даже что она лучше в четко определенных условиях (конкретной экспериментальной игре). Более того, эконометрические инструменты сравнения не обладают достаточной мощностью в этом контексте - даже когда мы можем сказать, что одна модель подходит к данным "лучше трудно указать "насколько" и "насколько надежно" это сравнение даже для другой реализации одной и той же игры, не говоря уже об обобщении этого вывода

на произвольные игры.

Во второй главе рассматривается формально-теоретический подход (ФТП) к экспериментальной проблеме: как мы можем определить и оценить модель в условиях лаборатории.

Ограничения на возможный дизайн лабораторных экспериментов недооцениваются эконометристами-теоретиками (Basse and Vojinovic, 2020). Ограничения на возможный дизайн лабораторных экспериментов недооцениваются эконометристами-теоретиками. Эксперименты естественным образом ограничены продолжительностью экспериментальной сессии и, в меньшей степени, количеством наблюдений за конкретным игроком после определенной истории. Мы не можем ожидать, что наш испытуемый будет играть бесконечно долго. Однако мы можем добавить больше испытуемых и выбрать более длинную или короткую экспериментальную сессию. Кроме того, обычно мы можем изменить саму игру или добавить в нее новые функции (например, информацию или случайные ходы). Наконец, чтобы изучить мотивы реальных игроков, мы можем поставить наших подопытных в игру против робота с известным процессом генерации данных (DGP). Робот-игрок позволяет нам проверить более конкретные гипотезы о наших испытуемых путем тонкой настройки робота (DGP), что недоступно при игре с человеком — и именно это предпринимается в третьей главе.

Таким образом, главы диссертации охватывают все этапы эксперимента, но вторая глава играет центральную роль и является главным концептуальным вкладом диссертации. Более конкретно, она предлагает критерий разграничения различных моделей обучения и описывает эмпирическую стратегию для этого в контексте конкретной экспериментальной игры (Камень-ножницы-бумага).

Наконец, в работе предлагается дизайн и анализ результатов эксперимента с опорой на предложенный критерий. В работе на основании данных делается вывод, что использованное конкретное расширение классических моделей обучения на стратегическое обучение отслеживает поведение человека заметно лучше, чем базовые модели.

Цели и задачи исследования Изучение стратегии противника в повторяющихся играх и оптимальная реакция на нее требуют времени, а более сложные стратегии требуют большего времени для изучения. Таким образом, правильное понимание и моделирование этого процесса (как теоретическое, так и эмпирическое) имеют огромное значение для теории игр и экономики в целом. Но такое обучение может занять слишком много времени и всё это время игрок будет проигрывать. Чтобы застраховаться от таких потенциальных потерь, многие обучающиеся модели изучают только "последние эмпирические частоты действий" и быстро адаптируются к ним. Это влечет два следствия: а) они способны предотвращать простые манипуляции со стороны соперника и выигрывать не меньше, чем если бы заранее знали частоты действий соперника (см. (Hannan et al., 1957) подробнее) б) они не могут изучать сложные стратегии и, следовательно, оптимально на них реагировать.

Это позволяет моделям быть гибкими и играть "без особых потерь" против любого типа противника. В то же время остается неясным, могут ли они научиться оптимальной реакции даже на простой паттерн, который легко обнаруживается человеком. Поэтому основной вопрос исследования формулируется следующим обра-

зом: "Как в лабораторном эксперименте с повторяющейся игрой можно определить принадлежность человека к классу таких игроков, которые могут распознавать паттерны стратегических решений своих оппонентов?". Можно ли провести различие между обучением стратегии, когда игрок-человек пытается распознать план реакций оппонента на действия игрока, и обучением на основе только действий, которое может породить сложное поведение из простой истории действий?

Таким образом, основной целью исследования является проведение экспериментальной и структурной эконометрической оценки адаптивной реакции участников на стратегию с фиксированной сложностью в повторяющейся игре. Данная проблема была разделена на следующие задачи.

- Проанализировать существующие теоретические и эмпирические подходы к классификации моделей обучения
- Разработать теоретико-игровую модель обучения, способную обрабатывать простые регулярности в реализованных последовательностях выбора противника и реагировать на них, так чтобы принимать во внимание последствия текущего выбора для будущих действий противника.
- Проанализировать, можно ли различить популярные модели обучения в ходе эксперимента. Для этого ставятся следующие подзадачи:
 - Создать синтетический набор данных для проверки работы оценки максимального правдоподобия в различных условиях
 - Сформулировать критерии и процедуру тестирования моделей с помощью имитационного моделирования
 - Протестировать процедуру на популярных моделях обучения
- На основе проведенного анализа сформулировать критерии, применимые к экспериментальному дизайну, позволяющие правильно идентифицировать модели на данных
- Разработать схему лабораторного эксперимента, отвечающую вышеуказанным критериям и позволяющую определить тип обучения испытуемых
- Провести моделирование в соответствии с ранее разработанной процедурой
- Провести разработанный эксперимент и получить структурные эконометрические оценки разработанных моделей обучения
- Определить с помощью структурных оценок, к какому конкретно классу обучения относятся участники
- Выяснить, какой тип модели лучше предсказывает поведение испытуемых

Методология Предметом данной диссертации является обучение в экспериментальных играх как с теоретической, так и с эмпирической точек зрения. В работе утверждается, что существующие подходы к моделированию обучения ограничены в своих возможностях, и, в частности, они не учитывают то, в какой степени игроки способны когнитивно обрабатывать игровую динамику в играх с более чем двумя стратегиями. Чтобы учесть эти различия, обобщенная концепция обучения разрабатывается на основе стратегий и проверяется ее применение, включая эмпирическую идентификацию, в классе простых экспериментальных игр. В работе был поставлен и проведен эксперимент, результаты которого подтверждают жизнеспособность этого методологического подхода: модели обучения, основанные на предложенной концепции, демонстрируют лучшую объяснительную силу по сравнению с классическими моделями.

В первой главе анализируются центральные идеи и современное состояние экономической теории обучения в играх. В рамках теории игр обучение можно рассматривать и как альтернативу равновесному анализу, и как способ исследовать природу равновесной концепции (концепций). Вне этих рамок обучение в играх (начиная с классической динамики Курно) проливает свет на экономические взаимодействия, ставит интересные теоретические и нетривиальные эконометрические проблемы и может быть изучено экспериментально. Обучение в играх связывает экономику с другими (подчас неожиданными) научными дисциплинами: биологией, философией рациональности и информатикой. В первой главе подробно рассматривается, почему существует так много моделей обучения, какие свойства в динамическом контексте имеют решающее значение и каковы критерии "качества" этих моделей. В конце главы представлена классификация моделей обучающихся на основе их важнейших свойств.

Вторая глава посвящена вопросу о том, почему так трудно изучать обучение даже в лабораторных условиях, в ней излагается ряд теоретических и практических проблем (например, ограниченная продолжительность экспериментальной сессии). В частности, моделирование (Salmon, 2001) показывает, что при кросс-модельном (или "слепом") тестировании нескольких моделей данные, генерируемые этими моделями, не соответствуют оцененным параметрам. Таким образом, даже когда известен реальный процесс генерации данных, нет возможности отличить правильные модели от неправильных, глядя на оценки. Однако как продемонстрировано в работе, часть этих проблем может быть решена с помощью моделирования и проектирования экспериментального дизайна. В работе также предоставляется инструментарий численного моделирования для проверки слабой идентификации в любой конкретной экспериментальной выборке.

В третьей главе изучается обучение в стратегической среде на основе экспериментальных данных игры "камень-ножницы-бумага". В рамках повторяющейся игры исследуется реакция испытуемых на поведение стратегически сложного противника. В работе моделируется этот противник как робот, который играет в стационарную стратегию с наложенным шумом, варьирующимся в четырех экспериментальных процедурах. Используя экспериментальные данные 85 испытуемых, игравших против такого стационарного робота в течение 100 периодов, показано, что люди могут декодировать его стратегии, в среднем на 17% превосходя случайную реакцию на такого робота. Далее демонстрируется, что способность человека распознавать такие

стратегии снижается при наличии экзогенного шума в поведении робота. Также данные обучения оцениваются через классические модели Reinforcement Learning (RL) и Fictitious Play (FP) и показывается, что классический подход к обучению на основе действий уступает подходу на основе стратегий. В работе адаптируются критерии из второй главы и предоставляются конкретные алгоритмы для класса обучения на основе стратегий из первой главы для игр с тремя доступными действиями. На основе комбинации экспериментальных данных и данных опросника заполняемого в конце игры, также показывается, что участники-люди лучше учатся отдельным компонентам стратегии противника, чем распознаванию этой стратегии в целом. Такая декомпозиция предлагает более короткий и интуитивно понятный способ определить свой собственный наилучший ответ. В работе предлагается стратегическое расширение классических моделей обучения, учитывающее этот поведенческий факт, и проверяется его практическое применение на собранных экспериментальных данных.

Степень разработанности проблемы Теория обучения в играх зародилась ещё с модели Курно и в настоящее время является хорошо разработанной теорией ((Young, 2004); (Fudenberg and Levine, 1998)). Однако ее развитие сдерживается недостаточной разработанностью методов находящихся на пересечении экспериментальных методов и микроэконометрики. Хотя по отдельности они достаточно развиты и глубоки, их пересечение требует особых условий: продвинутых экспериментальных дизайнов и учета конечных выборов.

Сложность этой проблемы иллюстрируют несколько относительно недавних работ по выбору и тестированию моделей в обучении. Впервые популярные модели обучения на играх 2x2 были протестированы в работе (McKelvey and Palfrey, 2001) который обнаружил, что модели крайне плохо подходят к экспериментальным данным при игре на некоторых типах игр, таких как координационные игры. Серия турниров (начиная с (Arifovic et al., 2006))) проверила потенциальную разницу между данными, полученными моделью и человеком. Раз за разом модели не следовали динамике, похожей на человеческую. Позже литература обратилась к переосмыслению простой меры адекватности модели (goodness of fit) как критерия, и исследователи начали экспериментировать не только с составом набора моделей в рассматриваемом пуле, но и с критериями. В ((Erev et al., 2007); (Erev et al., 2010)) авторы начали экспериментировать с предсказаниями вне выборки и сравнивать различные выборки, используя агрегированный выбор в одной выборке в качестве предиктора для другой. Несколько иной подход был продемонстрирован в работе (Mathevet and Romero, 2012), а именно теория предсказательных метрик, основанная на средних выигрышах (начатая с (Selten, 1998) но не получившая должного развития до (Mathevet and Romero, 2012)).

Все эти работы тестируют пул моделей на нескольких наборах данных, но вместо того, чтобы балансировать между контекстом и точностью, они отдают предпочтение чему то одному. Простые модели могут быть обобщены до большинства контекстов, но в оставшихся контекстах такие модели показывают крайне низкие результаты. Сложные модели могут хорошо подходить ко всем контекстам по отдельности, но за их рамками они не обобщаемы. Консенсус, достигнутый на сегодняшний день, заключается в том, чтобы двигаться в направлении накопления больших массивов

данных и разработки конкретных критериев ((Fudenberg et al., 2020); (Fudenberg et al., 2019)).

Тем не менее, накопление большего массива данных может оказаться недостаточным. Например, (Salmon, 2001) показывает на 500 синтетических наборах данных, что обычные методы не обеспечивают корректного статистического вывода. Эта проблема давно обсуждается в эконометрической литературе как проблема "слабой идентификации" (Lewbel, 2019) и хорошо описана в работе ((Morton and Williams, 2010) p. 202). В частности, она возникает, когда исследователь оценивает предсказание формальной теории, используя подход, основанный на модели причинности Неймана-Рубина, и предполагает согласованность со всеми следующими из модели предположениями, но не исследует явно, соответствует ли эти предположения действительности или нет". Автору известна только одна недавняя работа, которая пытается найти аналитическое решение этой проблемы в случае линейной динамической модели (Vojinovic et al., 2020). В работе используется аналогичный подход, а именно, поиск решения на основе моделирования для обеспечения инструмента планирования эксперимента.

Результаты исследования В работе представлен класс моделей обучения, которые позволяют избегать слишком больших потерь против произвольного противника, и в то же время могут изучать простые условные стратегии типа "Win-Stay-Lose-Shift" (т.е. стратегии, которые предписывают сохранять одно и то же действие, если оно было успешным в прошлом, и переходить к другому действию, если текущее было неуспешным). Также разработаны такие модели в контексте игры "камень-ножницы-бумага" но их можно без потери общности распространить на любую повторяющуюся игру с интервальным пространством действий (например, установление цены в олигополии).

На основе (Salmon, 2001), было проведено прямое идентификационное тестирование модели обучения на примере наиболее общего класса моделей обучения, известного как гибридная Experience Weighted Attraction (EWA) (Camerer and Ho, 1999). Это общая многопараметрическая модель, в которую в качестве частных случаев встроены два наиболее популярных подхода - основанный на убеждениях (Fictitious Play, FP) и основанный на действиях (Reinforcement Learning, RL). В работе представлено воспроизведение основных результатов полученных Salmon, а также их расширение. Результат Salmon о том, что точечная идентификация в реалистичных экспериментальных условиях проблематична для EWA подтвержден и расширен, в частности выведены индексы для оценки идентифицируемости модели обучения. Показано, что если рассматривать только базовые спецификации, входящие в модель (отдельные точки гибридной модели), то их можно точно идентифицировать.

Чтобы отразить это обобщенное обучение, проведено различие между обучающимися на основе действий и обучающимися на основе стратегий, и разработаны эмпирически обоснованные критерии для проверки того, можно ли отнести участников к обучающимся на основе действий или на основе стратегий. Хотя сама концепция обучения на основе стратегий не нова ((Hanaki, 2004); (Ioannou and Romero, 2014)), по-видимому, впервые представлены и распространены на пространство игр с более чем двумя действиями формальные критерии для идентификации таких моделей. В работе выводятся условия дизайна эксперимента, удовлетворяющие таким крите-

риям. В частности для апробации данного подхода предложен конкретный дизайн эксперимента с участием управляемого оппонента (робота), который заранее запрограммирован играть по определенной стратегии, неизвестной оппоненту-человеку. Также предложены и формализованы конкретные алгоритмы для класса обучения, основанного на стратегиях. Набор моделей для сравнения был отобран таким образом, чтобы в него были включены как модели обучения на основе убеждений а также обучения с подкреплением, так и модели обучения на основе действий и обучения на основе стратегий. в работе поставлен и проведен эксперимент, удовлетворяющий этим свойствам, с различными контрольными и экспериментальными группами характеризующихся различным уровнем шума (вероятность случайного хода, а не запрограммированной стратегии робота). В предложенном эксперименте участвовали 85 испытуемых, которые принимали индивидуальные решения: все они играли против робота в течение 100 раундов с целью распознать его стратегию и "победить" его при различных уровнях шума. Использовалось программное обеспечение oTree (Chen e.a., 2015).

Экспериментальные данные свидетельствуют в пользу того, что: (a) многие люди способны победить запрограммированного искусственного противника; (b) обычно это происходит за 30-60 раундов, в зависимости от уровня шума; (c) часто, среди тех, чье поведение можно охарактеризовать как выучившееся, испытуемые могут объяснить, чему они научились, обычно в терминах, основанных на убеждениях; (d) среди трех подчастей стратегии наилучшего ответа вида "win stay lose shift" часть "lose shift" распознается легче остальных..

Эти наблюдения не являются слишком неожиданными сами по себе, но важнее то, что показано, что эмпирические паттерны обучения в этом контексте находятся в противоречии с моделями обучения на основе действий. Модель обучения, основанная на стратегии, напротив, объясняет это гораздо лучше, что подтверждается стратегиями испытуемых и симуляциями, которые позволяют нам сравнить, насколько хорошо различные модели работают в созданных экспериментальных условиях игры против робота. В наших симуляциях сравниваются стандартные модели, основанные на действиях (а именно, Fictitious Play и Reinforcement learning), с подходом, основанным на стратегиях.

Результаты моделирования показывают, что: (a) предварительная экспериментальная проверка убедительно демонстрирует, что модели без параметров различимы в симуляции против робота, (b) модели, основанные на действиях, не способны адаптироваться к простым паттернам в действиях противника, (c) модели, основанные на стратегии, адаптируются к использованию запрограммированной простой стратегии на основе паттерна, (d) стратегическая модель, основанная на убеждениях, распознает такую стратегию быстрее, чем стратегическая модель с подкреплением.

Еще один интересный результат требует синтеза результатов эксперимента и моделирования: скорость обучения человека наиболее близка к стратегической модели на основе подкрепления, модели на основе действий не учатся вообще, а стратегическая модель на основе убеждений учится слишком быстро.

В качестве побочного продукта этого анализа можно сделать вывод о том, что предварительное экспериментальное моделирование является разумным дополнением к асимптотическим критериям, проверкой их применимости. Хотя они требуют

вычислительных мощностей, они позволяют проверить любой конкретный дизайн до того, как будут понесены фактические затраты на эксперимент, что, безусловно, будет полезным инструментом для любого экономиста-экспериментатора и может оказаться незаменимым для экспериментов по обучению в играх.

Новизна исследования Вклад данной диссертации начинается с обзорной главы, в которой рассматриваются и переосмысливаются существующие классификации моделей обучения и свойства моделей, вытекающие из них. Помимо перечисления подходов, специфичных для данной литературы и традиционного для обзоров – анализа сходимости¹, в этом разделе дополнительно рассматриваются когнитивные аспекты обучения и их представление в моделях, а также связь между теоретической концептуализацией различных свойств моделей обучения и вопросами их эмпирической проверки/сравнения. Эмпирические вопросы более подробно обсуждаются в начале второй главы.

Далее во второй главе представлены распространенные подходы к оценке моделей обучения, а также приведено обсуждение слабых сторон этих подходов и предложен новый способ избежать части подводных камней существующих исследований (а именно подход "horse race"). В частности, мы скрупулезно обсуждаем проблему "слабой идентификации" (Lewbel, 2019) для моделей обучения в схожих, с точки зрения ограничений выборки, условиях, что и у (Vojinov et al., 2020). Из общих критериев, предложенных в (Matzkin, 2005, 2007), мы выводим численный критерий "simulation ratio" (SM) специально для работы с обучающимися моделями и проверяем его работу в условиях близких к (Salmon, 2001). Salmon (2001) в своей работе приходит к выводу, что модель обучения EWA не может быть правильно идентифицирована с помощью статистических критериев и процедур, используемых в оригинальных работах. В диссертационном исследовании сделан следующий шаг и показано, что для данного размера выборки модель обучения EWA вообще не может быть идентифицирована никаким тестом через информацию, полученную из функции правдоподобия. Таким образом, предложенная процедура и численный показатель SM доступны для оценки любого произвольного набора моделей обучения (как вложенных моделей типа семейства EWA, так и различных моделей) и используются в работе для оценки идентифицируемости стратегических моделей обучения в Главе 3.

В работе также развивается подход повторяющихся стратегий в обучении. Хотя подход, предложенный (Nanaki, 2004), уже был протестирован (Ioannou and Romero, 2014) в играх 2 на 2, его реализация была ограничена для использования в играх с большим пространством действий как с точки зрения необходимости "обучения модели"², так и с точки зрения вычислительных ограничений ресурсов испытуемых. В предыдущих исследованиях (например, в турнире Аксельрода) реализация повторяющихся стратегий рассматривалась через призму эволюционной теории, и такие стратегии понимались как исчерпывающий алгоритм действия в различных

¹Необходимо упомянуть работы (Marimon, 1996; Fudenberg and Levine, 1998, 2009, 2016). Erev and Naguru (2016) излагает взгляд на эту теорию, близкий к экспериментальной и поведенческой экономике. Так же достойна упоминания статья (Nachbar, 2020), которая наиболее лаконично описывает основные результаты в данной области.

²т.е. здесь нет элемента онлайн обучения, модель должна играть сама с собой, прежде чем она сможет предсказывать людей

ситуациях, неделимый на более мелкие части.

Например, стратегия "око за око" для дилеммы заключенного может быть воспринята как инструкция к действию в двух различных контекстах: игрок-соперник сотрудничает или отказывается от сотрудничества. Именно поэтому (Ioannou and Romero, 2014) модели обучения используют повторяющиеся стратегии в качестве основы и работают со стратегиями целиком. Однако мы показали, что разделение повторяющихся стратегий на небольшие составные части (мы назвали это "элементарными стратегиями") имеет ряд сравнительных преимуществ с точки зрения моделирования.

Во-первых, концептуально это позволяет обучающемуся строить сложный паттерн "на лету" в процессе обучения, что достаточно упрощает вычисления и даже, как мы покажем в конце первой главы, может быть реализовано в играх с непрерывным пространством действий.

Во-вторых, сравнение моделей может быть нетривиальным. Принимая это во внимание, более простую концептуализацию повторяющихся стратегий легче проверить эмпирически. Например, представим две специально упрощенные модели для игры "Битва полов": стратегическую и основанную на действии. Стратегическая модель знает, как выбрать между чередованием на четных периодах и чередованием на нечетных периодах. Модель на действии повторяет действие соперника, если оно было успешным (имитация), а если нет, то рандомизирует. Если реальные испытуемые через некоторое время после начала повторяющейся игры "Битва полов" будут сотрудничать на практике, то для нас эти две модели в качестве объяснения будут эмпирически неразличимы.

Исследуя эту проблему в целом, во второй главе мы показываем, как концептуализация повторяющихся стратегий через "элементарные стратегии" может быть эмпирически отделена класса алгоритмов от основанного на действии посредством экспериментального вмешательства. Это возможно, если экспериментатор "зафиксирует" поведение одного из игроков в паре так, чтобы он пользовался стратегией с фиксированной сложностью. В главе 3 это достигается через лабораторный эксперимент и использование робота-оппонента (что, однако, не означает, что робот нужен на практике, поскольку в рамках эксперимента мы исследуем свойства реальных испытуемых как "learner а они одинаковы и в лаборатории, и вне ее). Мы используем шум в действиях робота для того, чтобы разорвать цикл выигрышей, в который игрок может попасть "случайно" в некоторых раундах. Мы наблюдаем увеличение частоты успешных "элементарных стратегий" в разные периоды игры (от раннего к позднему), а также вербализацию этих стратегий в постэкспериментальной анкете. Поведение участников демонстрирует правильную адаптивную реакцию, однако результаты эксперимента можно трактовать шире, что "элементарные стратегии" сохраняются в памяти участников как отдельные несводимые элементы.

Наконец, зарегистрированные данные о динамике обучения, полученные в этой работе, методологический анализ реакции человека на робота-оппонента и концептуальный пересмотр поведения игроков в игре "Камень-ножницы-бумага" (Wang et al., 2014) ценны сами по себе.

Список оригинальных авторских публикаций

- Chernov G. V. How to Learn to Defeat Noisy Robot in Rock-Paper-Scissors Game:

An Exploratory Study (Как научиться побеждать робота с шумной стратегией в игре "камень-ножницы-бумага": Экспериментальное исследование) // HSE Economic Journal. 2020. Vol. 24. No. 4. P. 503-538 (на англ.) doi: 10.17323/1813-8691-2020-24-3-503-538

- Чернов Г.В., Сусин И.С. Модели обучения в играх: обзор // Журнал Новой экономической ассоциации. 2019. № 4 (44). С. 77-125. doi: 10.31737/2221-2264-2019-44-4-3
- Чернов Г. В. Сусин И. С. Распознавание эвристик и обучение в игре «Камень, ножницы, бумага»: экспериментальный подход // Журнал экономической теории. 2018. № 3. С. 408-419. doi: 10.31063/2073-6517/2018.15-3.6
- Chernov G. Cheparuhin S. Susin I., , Evaluation of Econometric Models of Adaptive Learning by Predictive Measures (Оценка эконометрических моделей адаптивного обучения с помощью предиктивных метрик) / SSRN. Series "Working Papers". 2020. (на англ.) doi: 10.2139/ssrn.3658087

Кроме того, автор принимал участие в следующих международных конференциях с докладами по теме диссертационной работы:

- XXI Апрельская международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества (Москва, Россия, НИУ ВШЭ, 13 апреля – 29 мая 2020). Тема доклада (в соавторстве): «Identification and predictive power of learning models in economic experiments».
- Второй семинар «Причинно-следственный вывод в социальных науках II»: 2th international workshop "Causality in the Social Sciences II"(Гамбург, Германия, 7-9 октября 2020). Тема доклада: «Conditional Learning in Non-Transitive Game: An Exploratory Study».
- Шестая международная конференция по прикладной экономике iCARE: 6th International Conference on Applied Research in Economics (Пермь, Россия, 21-22 сентября 2018). Тема доклада (в соавторстве): «Heuristics recognition and learning in rock-paper-scissors game: experimental study».

Список литературы

- (1) J. Arifovic, R. McKelvey, and S. Pevnitskaya. An initial implementation of the turing tournament to learning in repeated two-person games. *Games and Economic Behavior*, 57(1):93–122, 2006.
- (2) G. Basse and I. Vojinovic. A general theory of identification. preprint, arXiv, 2020.
- (3) I. Vojinovic, A. Rambachan, and N. Shephard. Panel experiments and dynamic causal effects: A finite population perspective. preprint, arXiv, 2020.
- (4) C. Camerer and H. Ho. Experience-weighted attraction learning in normal form games. *Econometrica*, 67(4):827–874, 1999.

- (5) I. Erev and E. Haruvy. Learning and the economics of small decisions. In *The handbook of experimental economics Vol. 2*, pages 638–716. Princeton University Press, 2016.
- (6) I. Erev, A. Roth, R. L. Slonim, and G. Barron. Learning and equilibrium as useful approximations: Accuracy of prediction on randomly selected constant sum games. *Economic Theory*, 33(1):29–51, 2007.
- (7) I. Erev, E. Ert, A. E. Roth, E. Haruvy, S. M. Herzog, R. Hau, R. Hertwig, T. Stewart, R. West, and C. Lebiere. A choice prediction competition: Choices from experience and from description. *Journal of Behavioral Decision Making*, 23(1):15–47, 2010.
- (8) D. Fudenberg and D. Levine. *The theory of learning in games*, volume 2. MIT press, 1998.
- (9) D. Fudenberg and D. Levine. Learning and equilibrium. *Annual Review of Economics*, 1(1):385–420, 2009.
- (10) D. Fudenberg and D. Levine. Whither game theory? towards a theory of learning in games. *Journal of Economic Perspectives*, 30(4):151–170, 2016.
- (11) D. Fudenberg, J. Kleinberg, A. Liang, and S. Mullainathan. *Measuring the Completeness of Theories*. arXiv. org, 2019.
- (12) D. Fudenberg, W. Gao, and A. Liang. How flexible is that functional form? Quantifying the Restrictiveness of Theories. arXiv preprint, 2020.
- (13) N. Hanaki. Action learning versus strategy learning. *Complexity*, 9(5):41–50, 2004.
- (14) J. Hannan, M. Dresher, A. Tucker, and P. Wolfe. Approximation to bayes risk in repeated play. In *Contributions to the Theory of Games*, pages 97–139. Princeton Univ. Press, Princeton, 1957.
- (15) C. A. Ioannou and J. Romero. A generalized approach to belief learning in repeated games. *Games and Economic Behavior*, 87:178–203, 2014.
- (16) A. Lewbel. The identification zoo: Meanings of identification in econometrics. *Journal of Economic Literature*, 57(4):835–903, 2019.
- (17) R. Marimon. Learning from learning in economics. In *Advances in economic theory:the 7th World Congress*. CUP. European University Institute, 1996.
- (18) L. Mathevet and J. Romero. Predictive repeated game theory: Measures and experiments. 2012.
- (19) R. L. Matzkin. Identification of consumers: preferences when individuals choices are unobservable. *Economic Theory*, 26:423–443, 2005.
- (20) R. L. Matzkin. Nonparametric identification. In J. Heckman and E. Leamer, editors, *Handbook of Econometrics*, pages 5307–5368. Amsterdam, 2007.

- (21) R. D. McKelvey and T. R. Palfrey. *Playing in the dark: Information, learning, and coordination in repeated games*. California Institute of Technology, California, 2001.
- (22) R. Morton and K. C. Williams. *Experimental political science and the study of causality: From nature to the lab*. Cambridge University Press, Cambridge, 2010.
- (23) J. Nachbar. Learning in games. In Springer, editor, *Complex Social and Behavioral Systems: Game Theory and Agent-Based Models*, pages 485–498. Springer, New York, 2020.
- (24) T. C. Salmon. An evaluation of econometric models of adaptive learning. *Econometrica*, 69(6):1597–1628, 2001.
- (25) R. Selten. Axiomatic characterization of the quadratic scoring rule. *Experimental Economics*, 1(1):43–61, 1998.
- (26) Z. Wang, B. Xu, and H. Zhou. Social cycling and conditional responses in the rock-paper-scissors game. *Scientific reports*, 4(1):1–7, 2014.
- (27) H. P. Young. *Strategic learning and its limits*. Oxford University Press, Oxford, 2004.