

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«Московский физико-технический институт (государственный университет)»

Физтех-школа Аэрокосмических Технологий

Кафедра логистических систем и технологий

Направление подготовки: 27.03.03 Системный анализ и управление

Направленность (профиль) подготовки: Системный анализ и управление в экономике замкнутого цикла

КОНТРОЛИРУЕМЫЕ ОНЛАЙН ЭКСПЕРИМЕНТЫ И ИХ ВЛИЯНИЕ НА ЭФФЕКТИВНОСТЬ КОМПАНИЙ

(бакалаврская работа)

Студент:

Боботов Антон Никитич

(подпись студента)

Научный руководитель:

Ройзензон Григорий Владимирович

(подпись научного руководителя)

Москва 2025

Оглавление

Введение.....	3
1 Стратегии экспериментирования и развития стартапов.....	5
1.1 Обзор технологии А/В-тестирования	7
1.2 Экспериментирование как предпринимательская стратегия.....	8
1.3 Поддержка генерации идей через А/В-Тестирование.....	9
1.4 Масштабирование и неудачи для стартапов	10
1.5 Роль опыта предпринимателя и "соответствия продукта рынку"	11
1.6 Альтернативы А/В-тестированию в решениях стартапов: подходы и ожидания...	12
1.7 Определяющие факторы эффективности стартапов: их роль и обоснование.....	13
1.8 Просмотры страниц сайта как показатель прокси-эффективности компании.....	15
Выводы по Главе 1	17
2 Обзор исследования: А/В-тестирование и стартапы	18
2.1 Выборка данных	18
2.2 Результаты исследования.....	19
Выводы по Главе 2	20
3 Эмпирическое исследование	21
3.1 Источники данных.....	21
3.2 Описание и создание выборки	22
3.3 Подход к оценке и описание переменных	24
3.4 Результаты регрессионного анализа и интерпретация моделей	27
3.5 Оценка итогового эффекта А/В тестирования на выручку компании.....	40
3.6 Интерпретация результатов и ограничения исследования	41
Выводы по Главе 3	42
Заключение	44
Список литературы.....	46

Введение

Стартапы традиционно ассоциируются с высоким уровнем риска: лишь немногие компании переживают первые несколько лет своего существования. Тем не менее, интерес к ним не ослабевает — напротив, инвестиции продолжают поступать, а предприниматели и аналитики всё активнее ищут те факторы, которые могут повлиять на успех молодого бизнеса. Одним из таких факторов, получивших широкое распространение в последние годы, стало А/В-тестирование — метод, позволяющий компаниям проверять различные версии продуктов или функций и на основе данных выбирать наиболее эффективные решения.

А/В-тестирование представляет собой метод проведения контролируемых онлайн-экспериментов, при котором пользователи случайным образом распределяются между двумя или более версиями цифрового продукта, веб-интерфейса или функционального элемента. Каждая группа взаимодействует с различным вариантом, а далее сравниваются поведенческие метрики — такие как кликабельность, продолжительность сессии или конверсия — с целью выявления наиболее эффективного решения. Этот подход получил широкое распространение в технологическом секторе, где высокая скорость итераций и гибкость разработки позволяют оперативно внедрять изменения. Благодаря А/В-тестированию компании могут принимать более обоснованные продуктовые решения, основываясь не на интуиции, а на эмпирических данных о поведении реальных пользователей, что способствует повышению вовлечённости аудитории и улучшению пользовательского опыта. Исследования показывают, что А/В-тесты способны позитивно влиять на такие метрики, как количество просмотров страниц, уровень конверсии и даже доход [1].

Несмотря на заметный интерес к практике А/В-тестирования, в научной литературе всё ещё ощущается недостаток исследований, эмпирически оценивающих его влияние на финансовые показатели компаний, в частности на выручку стартапов. Подавляющее большинство существующих работ преимущественно фокусируется на крупных, зрелых компаниях, способных поддерживать разветвлённые системы продуктовой аналитики, при этом акцентируя внимание на прокси-метриках, таких как трафик или конверсия [2]. Однако молодые технологические фирмы функционируют в условиях существенных ресурсных ограничений (как финансовых, так и временных), что делает применение любых экспериментальных методов одновременно критически важным и более уязвимым к ошибкам в реализации. Ввиду этого, особую актуальность приобретает глубокое изучение

прямого и косвенного влияния практики А/В-тестирования на эффективность компаний именно на стадии их активного роста, используя реальные показатели финансовой деятельности. Настоящее исследование направлено на эмпирическую проверку связи между использованием А/В-тестирования и ключевыми показателями успеха стартапов. В фокусе — компании из сегмента SaaS, для которых способность к быстрому экспериментированию часто становится критически важной в условиях жёсткой цифровой конкуренции. Основная гипотеза заключается в том, что А/В-тестирование оказывает косвенное положительное влияние на выручку стартапов, в первую очередь за счёт изменения поведения пользователей — например, увеличения объема трафика.

Целью выпускной квалификационной работы является эмпирическая оценка влияния А/В-тестирования на эффективность стартапов в сегменте SaaS. Для достижения поставленной цели были сформулированы следующие задачи:

- 1) провести теоретический анализ понятия А/В-тестирования, его видов и применения в цифровой экономике;
- 2) рассмотреть основные стратегии экспериментирования в стартапах и выявить роль А/В-тестирования в их развитии;
- 3) сформировать методологию эмпирического исследования влияния А/В-тестирования на показатели эффективности стартапов;
- 4) собрать и систематизировать данные по стартапам из сегмента SaaS, использующим А/В-тестирование;
- 5) провести эконометрический анализ и интерпретировать результаты оценки влияния А/В-тестирования на выручку стартапов, принимая во внимание косвенные эффекты через изменение поведения пользователей;
- 6) сформулировать практические рекомендации для стартапов по эффективному использованию А/В-тестирования;

1 Стратегии экспериментирования и развития стартапов

Почему так мало стартапов, сумевших добиться успеха? Ученые, изучающие различные факторы успеха и неудач, выделяют понятие стратегии. Стратегия — это основа, в рамках которой компании планируют свои действия, решения и распределяют свои ресурсы. В работе [3] предлагается экспериментальный подход к предпринимательской стратегии и подчеркивается роль динамичного исполнительного руководителя, который создает множество альтернатив, тестирует их эффективность и выбирает наиболее перспективный курс действий. Традиционно считается, что взаимные обязательства в рамках договорных отношений заставляют предпринимателей долгосрочно распределять свои ресурсы и, как следствие, дают компаниям конкурентные преимущества [4; 5]. Однако более современные исследования указывают на необходимость более гибкой стратегической методологии для стартапов. В исследовании [6] также выделяют важность экспериментов, но обращают внимание на необходимость соблюдения взаимных обязательств при выборе среди равнозначных альтернатив.

Хотя долгое время ученые ценили преимущества экспериментальной стратегии, ее внедрение всегда было дорогим [7]. Тем не менее, в последние годы стоимость проведения множества экспериментов снизилась благодаря цифровизации экономики и широкому распространению инструментов А/В-тестирования [8]. Эта технологическая революция позволяет предпринимателям всех уровней оперативно проводить множество экспериментов для анализа своих бизнес-решений. Организации, поддерживающие и развивающие стартапы (акселераторы), венчурные фонды и ведущие предприниматели настойчиво советуют стартапам полностью воспользоваться А/В-тестированием. Но важный вопрос, который встает перед нами, заключается в том, может ли А/В-тестирование в одиночку составить полноценную экспериментальную стратегию, способную существенно способствовать успеху стартапов?

Несмотря на то, что А/В-тестирование позволяет существенно снизить затраты на оценку конкурирующих концепций, необходимо признать, что экспериментирование охватывает более широкий спектр деятельности. Экспериментирование включает в себя весь процесс генерирования альтернативных вариантов, их тщательного тестирования и, в конечном итоге, выбора наиболее подходящего решения [3; 6].

Чтобы действительно использовать преимущества А/В-тестирования для повышения эффективности работы, организации должны выйти за рамки простого

тестирования; они должны способствовать непрерывному циклу генерации идей и принимать решения на основе данных [3].

Разумеется, возникает закономерный вопрос: способны ли все организации в равной степени извлечь пользу из внедрения экспериментальных подходов? Как показывают как теория, так и практика, эффективность реализации экспериментальной стратегии существенно варьируется от компании к компании. Ключевое значение здесь имеет качество генерируемых идей и способность к их обоснованному отбору. В частности, компании, в составе управленческой команды которых присутствуют опытные специалисты, как правило, обладают более развитой интуицией и аналитическими навыками, необходимыми для создания ценных продуктовых гипотез. Такие менеджеры способны формировать более широкий и качественный набор альтернатив, что в свою очередь повышает вероятность успешного выбора направления развития.

Кроме того, структура и фокус продуктового портфеля также оказывают влияние на эффективность применения А/В-подходов. Организации с ясно выраженной продуктовой стратегией и чётким позиционированием на рынке, как правило, демонстрируют большую избирательность и точность в принятии решений при наличии нескольких равнозначных вариантов. Таким образом, не только наличие экспериментальных инструментов, но и организационная зрелость, опыт управленцев и стратегическая концентрация определяют уровень отдачи от использования А/В-тестирования [6].

В рамках настоящего исследования особое внимание было уделено эмпирической оценке влияния контролируемых онлайн-экспериментов (в частности, А/В-тестирования) на эффективность стартапов. Эта задача представляет собой значительную методологическую сложность, поскольку проведение количественной оценки влияния экспериментов в масштабах отрасли или всей экономики сопряжено с рядом ограничений — от неоднородности бизнес-моделей до недостаточной доступности релевантных данных. Тем не менее, проведённый анализ позволил выявить существенную неоднородность в результатах использования А/В-практик. В частности, наиболее значимый эффект от применения тестирования наблюдается в компаниях, управляемых более опытными руководителями, обладающими профессиональными компетенциями в конкретной предметной области. Именно эти стартапы в наибольшей степени извлекают выгоду из экспериментального подхода, что подтверждается как эмпирическими результатами текущей работы, так и положениями теоретических исследований [3; 6; 9].

Таким образом, успешное внедрение А/В-тестирования не сводится исключительно к технической возможности проведения экспериментов. Необходимым условием является наличие у компании дополнительных ресурсов — как человеческих, так и

организационных, — позволяющих не только запускать эксперименты, но и грамотно интерпретировать их результаты, а также интегрировать полученные знания в процессы стратегического планирования и продуктового развития.

1.1 Обзор технологии A/B-тестирования

Рассмотренный пример в [1] иллюстрирует потенциал контролируемых онлайн-экспериментов.

В 2012 году сотрудник Bing, поисковой системы Microsoft, предложил изменить способ отображения заголовков объявлений, удлинив строку заголовка и объединив ее с текстом из первой строки под заголовком. Это предложение было низкоприоритетным и ожидало своей очереди более шести месяцев, пока программист-разработчик не решил его протестировать. Он внес изменения в код, случайным образом показывая новый макет заголовка некоторым пользователям и старый другим. Проведенный A/B-тест, где сравнивались два варианта - контрольный и тестовый, принес неожиданное открытие: новый макет заголовка значительно увеличил доход Bing на 12%, что в годовом измерении составило более 100 миллионов долларов только в США.

Технология A/B-тестирования играет важнейшую роль в различных отраслях. Онлайн-контролируемые эксперименты активно применяются во множестве крупных компаний, включая Airbnb, Amazon, Booking.com, eBay, Facebook, Google, LinkedIn, Lyft, Microsoft, Netflix, Twitter, Uber, Yahoo!, Oath и Яндекс. Для LinkedIn A/B-тестирование помогает научно оценить влияние изменений, что позволяет определить приоритетность идей с наилучшей отдачей от инвестиций. Компания Netflix использует A/B-тестирование при принятии решений по своим продуктам, обеспечивая дизайн пользовательского интерфейса и отличную работу потокового вещания за счет тщательного тестирования. Ежегодно эти компании проводят от нескольких тысяч до десятков тысяч экспериментов, которые иногда вовлекают миллионы пользователей. Эти эксперименты охватывают разнообразные аспекты, такие как изменения пользовательского интерфейса (UI), алгоритмы релевантности (поиск, реклама, персонализация, рекомендации и V. д.), скорость работы, системы управления контентом, а также обслуживание клиентов и многое другое. Контролируемые эксперименты выполняются на различных платформах, включая веб-сайты, компьютерные приложения, мобильные приложения и электронную почту.

В самых распространенных формах контролируемых онлайн-экспериментов, пользователи случайным образом распределяются между разными вариантами, и каждый пользователь остается на выбранном варианте на протяжении нескольких посещений. Например, в эксперименте от Bing, исходный вариант показа рекламы был установлен как контрольный, в то время как вариант с изменениями, такие как более длинные заголовки в рекламе, стал тестовым вариантом. Взаимодействие пользователей с веб-сайтом Bing было подвергнуто измерению и регистрации. Собранные данные использовались для вычисления показателей, которые позволяют оценить разницу между контрольным и тестовым вариантами по различным параметрам. Простейшие контролируемые эксперименты включают два варианта - контрольный (A) и тестовый (B).

1.2 Экспериментирование как предпринимательская стратегия

Предпринимательская деятельность на ранних этапах практически всегда сопровождается высокой степенью неопределённости [11]. Начинаящим предпринимателям приходится принимать решения в условиях недостатка информации и высокой изменчивости внешней среды. Это касается таких критически важных аспектов, как определение ключевых характеристик продукта, идентификация целевой аудитории, а также выбор каналов продвижения и продаж [12]. В таких обстоятельствах возникает закономерный вопрос: какие подходы позволяют принимать стратегически обоснованные решения в условиях неопределённости?

Современные исследования в области стратегического менеджмента указывают на экспериментирование как на эффективный метод формирования предпринимательской стратегии [3; 6; 9]. Подобный подход предполагает последовательную реализацию трёх ключевых этапов. На первом этапе осуществляется генерация широкого спектра идей и сценариев, позволяющих сформировать набор альтернативных стратегий. На втором этапе проводится проверка осуществимости предложенных решений, что даёт возможность отсеять неэффективные или непрактичные варианты. Завершающий этап предполагает принятие решений, основанных на эмпирически подтверждённых результатах. Подобная логика действия способствует гибкости стратегического планирования и позволяет избежать преждевременных и затратных обязательств.

В профессиональной среде экспериментирование рассматривается как ценный инструмент стратегического управления, особенно в условиях ограниченности ресурсов и

высокой изменчивости среды [8; 13]. Однако в прошлом внедрение подобных практик было сопряжено с существенными трудностями и издержками [14]. Генерация качественных идей для тестирования представляла собой непростую задачу, а проведение полноценных экспериментов требовало наличия гибкой производственной инфраструктуры, способной масштабировать разные версии продукта, а также инструментов для корректной интерпретации результатов.

Тем не менее, в последние два десятилетия развитие цифровых технологий радикально изменило возможности для экспериментирования [15]. В условиях цифровой экономики проведение тестов — например, на веб-платформах, в сегменте электронной коммерции или в рамках корпоративных решений — стало существенно более доступным и менее затратным. Масштабируемость цифровых продуктов открыла компаниям возможность параллельно запускать множество независимых экспериментов, а развитие аналитических платформ позволило интерпретировать их результаты с высокой точностью и скоростью [15].

Эти практики получили широкое распространение под общим названием A/B-тестирования [16]. Современные технологические решения, такие как Optimizely, Google Optimize и другие, позволяют даже небольшим командам с ограниченными ресурсами запускать контролируемые эксперименты и получать на их основе статистически обоснованные выводы. Благодаря этому стратегическое экспериментирование стало инструментом не только крупных компаний, но и стартапов, стремящихся к устойчивому росту. Такой подход снижает барьеры для внедрения научно обоснованных методов принятия решений, усиливая способность компаний адаптироваться к изменяющимся предпочтениям пользователей и условиям рынка, что, в конечном итоге, формирует важное конкурентное преимущество.

1.3 Поддержка генерации идей через A/B-Тестирование

Как подчеркивалось ранее, способность компаний генерировать и тестировать разнообразные идеи играет ключевую роль в их инновационном развитии, особенно в условиях высокой неопределённости, характерной для стартапов. Исследования показывают, что снижение издержек на доступ к стратегически важным ресурсам нередко становится толчком к внедрению новых практик и подходов внутри организации. Так,

вложения в информационные технологии демонстрируют наибольшую эффективность, когда сопровождаются привлечением компетентных специалистов и адаптацией внутренних процессов к новым возможностям.

Аналогичный эффект наблюдается и в случае А/В-тестирования. Снижение затрат на проверку идей в контролируемых условиях стимулирует более активную экспериментальную деятельность. А/В-подход предоставляет компаниям инструмент для точечной верификации новых функций, интерфейсных решений или продуктовых концепций на ограниченной пользовательской выборке. Важным достоинством этого метода является его применимость как до рыночного запуска продукта, так и в пострелизной фазе — в рамках постоянного улучшения пользовательского опыта и оптимизации ключевых метрик.

Помимо своей диагностической функции, А/В-тестирование способствует активной генерации идей за счёт снижения организационных барьеров. Оно предлагает объективный механизм оценки альтернатив, нивелируя влияние субъективных факторов — таких как внутренняя иерархия, страх негативной оценки или инерционность в принятии решений. Возможность напрямую наблюдать результаты собственных гипотез повышает мотивацию сотрудников к выдвижению инициатив, формируя более открытую и ориентированную на эмпирическую обратную связь рабочую среду.

Таким образом, А/В-тестирование следует рассматривать не только как инструмент оценки результативности изменений, но и как механизм, формирующий культуру инноваций. В такой среде креативность, инициативность и аналитический подход становятся частью повседневной практики, а рост компании — результатом коллективного участия и постоянного совершенствования.

1.4 Масштабирование и неудачи для стартапов

В условиях, характерных для стартапов, особенно высокотехнологичных, одной из ключевых задач становится быстрое принятие решений о судьбе продукта. Как правило, предприниматели выбирают между двумя стратегиями — стремительным масштабированием при наличии положительной динамики или отказом от идеи, если она не демонстрирует признаков эффективности. Медленный рост и стагнация в таких случаях считаются наименее желательными сценариями, поскольку могут привести к

потере конкурентных преимуществ на фоне высокой конкуренции и низких барьеров входа.

В такой среде А/В-тестирование выполняет важную функцию — помогает предпринимателям действовать на основе данных, а не интуиции. За счёт ускорения цикла проверки гипотез этот инструмент способствует генерации большего числа идей и созданию условий для их объективной оценки. При наличии широкого спектра вариантов, включая как сильные, так и слабые решения, становится возможным оперативно выделять действительно работающие концепции и направлять усилия на их развитие. Это, в свою очередь, создаёт предпосылки для быстрого масштабирования продукта.

Если же результаты тестов последовательно показывают отсутствие эффекта, А/В-подход позволяет признать неэффективность текущего направления без затягивания принятия решений. Наличие прозрачных метрик снижает риск ресурсных потерь, связанных с попытками дорабатывать то, что не работает. В таком случае отказ от проекта или смена продукта становится рациональным шагом, а не реакцией на внешние обстоятельства.

Таким образом, А/В-тестирование — это не просто инструмент оценки продуктовых решений, но и средство стратегического управления. Оно помогает компаниям быстрее продвигаться вперёд, когда для этого есть основания, и вовремя отступать, когда данных для роста нет.

1.5 Роль опыта предпринимателя и "соответствия продукта рынку"

Стартапы представляют собой крайне разнородную категорию компаний, каждая из которых обладает уникальными характеристиками, способными повлиять на эффективность применения А/В-тестирования. Для успешного внедрения стратегии экспериментирования стартапам необходимо уметь генерировать значительное количество перспективных идей, пригодных для эмпирической проверки. При этом исследования показывают, что способность к созданию качественных идей варьируется от одного предпринимателя к другому. Предприниматели, обладающие отраслевым опытом, как правило, способны выдвигать более ценные гипотезы благодаря совокупности технических знаний, глубокому пониманию рыночных реалий и выстроенным связям с клиентами. Соответственно, именно такие предприниматели имеют наибольший потенциал извлечь пользу из практики А/В-тестирования.

Важным модератором эффективности А/В-тестирования также выступает наличие так называемого соответствия продукта рынку (Product-Market Fit, PMF). PMF является ключевым понятием в стратегиях стартапов и означает точку, в которой продукт или услуга компании точно соответствует потребностям и ожиданиям целевой аудитории. Достижение PMF свидетельствует о том, что продукт успешно решает проблемы клиентов и потенциально готов к масштабированию [13].

Крупные и зрелые компании, как правило, уже достигли PMF и применяют А/В-тестирование для дальнейшего совершенствования уже успешных решений. В противоположность этому, молодые стартапы, находящиеся на стадии поиска PMF, используют А/В-тестирование как инструмент оценки жизнеспособности первоначальной идеи. Это позволяет им оперативно принимать решения — продолжать ли развивать текущую концепцию или переключиться на более перспективное направление. Таким образом, для более зрелых стартапов А/В-тестирование становится механизмом ускоренного роста, тогда как для начинающих — способом критически переосмыслить направление своей деятельности.

В свете вышесказанного можно выдвинуть ряд предположений о взаимосвязи между практикой А/В-тестирования и современными теориями стратегического экспериментирования. Во-первых, предполагается, что стартапы, активно применяющие А/В-тестирование, достигают более высокой эффективности. Во-вторых, если снижение затрат на проведение А/В-экспериментов действительно стимулирует рост числа генерируемых идей, то такие компании, вероятно, будут чаще выводить на рынок новые продукты. В-третьих, поскольку А/В-тестирование способствует принятию решений на основе объективных данных, можно ожидать, что стартапы, использующие этот подход, либо будут демонстрировать быстрые темпы масштабирования, либо более эффективно адаптироваться, переходя на новые уровни развития. В целом, можно также предположить, что максимальные преимущества от использования А/В-подходов будут наблюдаться в стартапах, управляемых опытными и стратегически ориентированными руководителями.

1.6 Альтернативы А/В-тестированию в решениях стартапов: подходы и ожидания

Перед представлением эмпирических методов, будут рассмотрены альтернативные стратегии, которыми предприниматели могут руководствоваться при отсутствии проведения формальных экспериментов. Каким образом основатели компаний принимают стратегические решения, когда А/В-тестирование не является их первоочередным инструментом?

В существующей литературе обозначены два ключевых подхода. Первый из них связан с пониманием, что предприниматели, будучи настолько пристрастными к своим идеям, могут сильно переоценить их потенциал и вести компанию в направления, которые могут оказаться менее успешными [18]. Следовательно, слишком уверенные предприниматели могут вкладывать значительные ресурсы в стратегии, которые, возможно, не приведут к ожидаемому успеху. В этом случае разница в производительности между компаниями, активно проводящими А/В-тестирование, и теми, которые этого не делают, может быть весьма заметной.

Второй подход связан с наблюдением, что компании могут долгое время проводить так называемые "неконтролируемые эксперименты" или вносить неформальные изменения в свои продукты [19]. Примером такой практики может служить случай изучения изменений в технологическом процессе сталелитейного завода, что привело к заметному росту производительности [20].

В контексте высокотехнологичных стартапов мы можем предположить, что даже без формальных А/В-тестов компании могут неофициально вносить изменения в свои продукты, что может с течением времени улучшать их производительность, хотя и более медленными темпами.

Следовательно, А/В-тестирование, вероятно, способствует снижению количества ошибок в стратегическом решении и ускоряет процесс выявления улучшений в продукте по сравнению с неформальными корректировками и неконтролируемыми экспериментами.

1.7 Определяющие факторы эффективности стартапов: их роль и обоснование

Перед проведением эмпирического анализа представляется важным учитывать дополнительные факторы, которые, хотя и не связаны напрямую с использованием А/В-тестирования или другими формами экспериментирования, могут оказывать значительное влияние на эффективность стартапов. Их предварительное выявление позволит корректно задать второстепенные переменные в рамках построения выборки и разработки исследовательской модели.

Существует широкий спектр факторов, способных повлиять на успех новых предприятий. Хотя в научной литературе уже достаточно подробно рассмотрены многие из них, в данной работе ограничимся представлением ключевых результатов по четырём основным категориям, получившим наибольшее внимание в исследованиях:

характеристики основателей, роль инвесторов, особенности рынков продукции, внутренние процессы управления.

Ряд исследований анализирует биографии основателей стартапов, их личностные характеристики, а также состав команд. Среди биографических факторов, положительно коррелирующих с эффективностью, выделяются возраст предпринимателей [20], наличие опыта успешного серийного предпринимательства [21], а также профессиональный опыт в смежных отраслях [22; 23].

Обзор литературы, проведённый Sorensen и Chang [24], подчёркивает неоднозначность выводов в отношении личностных черт предпринимателей, таких как стремление к достижению, внутренний локус контроля, склонность к риску и социальная девиантность. Тем не менее, отдельные исследования демонстрируют положительное влияние социальной компетентности на доходы предпринимателей [25]. Согласно метаанализу Zhao и соавторов [26], четыре из пяти стабильных личностных черт — добросовестность, открытость новому опыту, экстраверсия и эмоциональная стабильность — положительно связаны с успешностью стартапов, тогда как согласие (agreeableness) не демонстрирует статистически значимого эффекта. Также важным аспектом является избыточная уверенность основателей, которая, согласно ряду исследований, может увеличивать риск неудачи [27]. Экспериментальные данные Camerer и Lovallo [28], а также Artinger и Powell [29] эмпирически подтверждают данное предположение.

В рамках исследований, посвящённых финансированию стартапов, выделяются два важных направления, непосредственно связанных с их результативностью. Во-первых, изучается, насколько наличие венчурных инвесторов с высокой деловой репутацией способствует увеличению вероятности успеха компании. Так, в работе Hsu [30] показано, что предприниматели примерно в три раза чаще принимают предложения финансирования от авторитетных инвесторов, даже несмотря на то, что последние обычно предоставляют капитал на менее выгодных условиях — на 10–14% дешевле по сравнению с менее известными участниками рынка. Это свидетельствует о том, что репутация инвестора воспринимается как нематериальный актив, повышающий доверие к стартапу со стороны других стейкхолдеров.

Во-вторых, значительное внимание уделяется фазам инвестиционных циклов и их влиянию на динамику развития новых предприятий. Исследование Нанды и Роудс-Кропфа [31] показывает, что компании, получившие финансирование в периоды инвестиционного бума, демонстрируют более поляризованные результаты: они с большей вероятностью либо достигают выдающегося успеха, либо сталкиваются с провалом. В отличие от них, стартапы, начавшие работу в более стабильных рыночных условиях, чаще демонстрируют

умеренно положительную динамику. Это подчёркивает значимость макроэкономического контекста при оценке рисков и перспектив стартапов.

Помимо финансовой поддержки, эффективность стартапа во многом определяется его способностью выйти на рынок с конкурентоспособным продуктом. Здесь ключевое значение имеет соответствие предложения реальным потребностям целевой аудитории, а также наличие уникальных характеристик, выделяющих продукт среди аналогов. Степень конкуренции в отрасли, барьеры входа и изменения в структуре спроса также влияют на вероятность успеха. Исследования подтверждают, что компании, оперативно адаптирующиеся к рыночной конъюнктуре и активно использующие рыночные данные при принятии решений, обладают более высоким потенциалом для устойчивого роста.

Наконец, важную роль играют внутренние управленческие процессы и организационная структура. Стартапы с выстроенными системами коммуникации, чётким распределением ролей и сильной корпоративной культурой, как правило, демонстрируют более стабильную траекторию развития. Наличие у основателей и ключевых менеджеров опыта в стратегическом управлении способствует более эффективному использованию ресурсов, своевременному принятию решений и снижению операционных рисков. В совокупности, эти факторы укрепляют способность компании адаптироваться к изменениям и реализовывать поставленные цели.

1.8 Просмотры страниц сайта как показатель прокси-эффективности компании

Связь между показателями цифрового взаимодействия и прибыльностью компаний является предметом множества исследований. В частности, исследование [33] подтвердило положительное влияние активности компаний в социальных сетях на их финансовые результаты, измеренные через рентабельность активов (ROA). Аналогично, исследование [36] установило, что увеличение онлайн-вовлеченности, в том числе посещаемости веб-сайтов, связано с ростом доходов компаний электронной коммерции.

Однако, согласно мета-анализу [34] мера зависимости между онлайн-взаимодействием и прибыльностью может варьироваться в зависимости от отрасли и конкретных условий бизнеса. Это также подтверждают выводы исследования [35], которые показали, что влияние цифрового взаимодействия на прибыльность компаний является сложным и зависит от таких факторов, как бизнес-модель компании и специфика её продукта.

Авторы [37] проверяли гипотезу о том, что просмотры страниц сайта влияют на реальные продажи компании. Для этого проводился полевой эксперимент в ресторанном бизнесе, где замерялось количество утренних просмотров страниц сайта и последующие продажи дневных меню. Данные собирались с помощью Google Analytics и внутреннего бухгалтерского программного обеспечения ресторана. Исследование подтвердило статистически значимую положительную связь между утренними просмотрами страниц сайта и продажами в течение дня. Авторы заключили, что просмотры страниц сайта могут служить объективной метрикой эффективности стартапа, так как напрямую связаны с поведением потребителей и продажами.

Исследование [38] анализировало влияние инвестиций компаний в информационные технологии (ИТ) на финансовые показатели. Исследование было проведено на выборке из более чем 400 международных компаний за период с 1998 по 2003 год с использованием эконометрического анализа панельных данных с моделями фиксированных и случайных эффектов. Результаты показали, что инвестиции в ИТ оказывают значительное положительное влияние на выручку компаний, однако не выявили влияния на снижение операционных расходов. Таким образом, авторы заключают, что основной путь влияния ИТ-инвестиций на прибыльность проходит через увеличение доходов, и рекомендуют компаниям инвестировать в проекты, способствующие вовлечению пользователей и увеличению продаж.

Исследование [39] дополнительно поддерживает значимость показателя интернет-трафика как индикатора эффективности компаний. Авторы провели панельный регрессионный анализ данных 76 индонезийских компаний, изучая влияние онлайн-активности инвесторов, измеряемой через интернет-поисковые запросы, на финансовые показатели. Результаты подтвердили, что увеличение онлайн-активности инвесторов значительно повышает доходность и ликвидность акций компаний. Это особенно актуально для стартапов, где традиционные финансовые отчеты могут быть недоступны или менее показательны на ранних стадиях развития. Таким образом, количество просмотров страниц и онлайн-взаимодействие пользователей являются надежными косвенными индикаторами финансовой эффективности компании, особенно при отсутствии точных ежедневных данных о прибыли.

Важным аспектом при использовании просмотров страниц в качестве прокси-показателя эффективности является понимание их взаимосвязи с другими ключевыми метриками бизнеса. Например, высокий уровень трафика сам по себе не гарантирует рост доходов или успешное масштабирование, если конверсия посетителей в реальные клиенты остаётся низкой. Поэтому в исследовании учитывались дополнительные факторы, такие как

показатели удержания пользователей, активность на сайте и вовлечённость, которые позволяют более комплексно оценить качество трафика и его влияние на финансовые результаты компании. Такой многомерный подход способствует более точному выявлению тех аспектов цифрового взаимодействия, которые действительно способствуют устойчивому развитию стартапов.

Выводы по Главе 1

Глава 1 представила всесторонний анализ концепции экспериментирования и её роли в обеспечении успешного развития стартапов. Отмечено, что в условиях традиционно высокого уровня риска в стартап-среде ключевым фактором успеха выступает внедрение гибких стратегических подходов. Особое внимание уделено технологии А/В-тестирования, которая, благодаря цифровизации экономики, эволюционировала в доступный и мощный инструмент для оперативной верификации бизнес-решений и гипотез.

Подробно рассмотрен механизм А/В-тестирования как метода контролируемых онлайн-экспериментов, позволяющего компаниям принимать обоснованные продуктовые решения на основе эмпирических данных о поведении пользователей. Показано, что А/В-тестирование не только способствует снижению затрат на оценку конкурирующих концепций, но и стимулирует непрерывный цикл генерации идей и их последующей проверки. При этом акцентируется, что А/В-тестирование является лишь частью более широкой экспериментальной стратегии, требующей комплексного подхода к этапам генерации, тестирования и отбора идей.

Таким образом, первая глава заложила прочную теоретическую и концептуальную основу для дальнейшего эмпирического исследования, подтвердив критическую роль А/В-тестирования и экспериментальной стратегии в повышении эффективности стартапов.

2 Обзор исследования: А/В-тестирование и стартапы

Во второй главе проводится обзор ключевого эмпирического исследования, посвящённого влиянию А/В-тестирования на показатели результативности технологических стартапов. Цель главы — представить методологический подход и основные выводы работы [2], которая на сегодняшний день является одним из наиболее полных и авторитетных источников в данной предметной области.

2.1 Выборка данных

Для эмпирического анализа был сформирован крупный и репрезентативный набор данных, включающий 35 918 технологических стартапов, основанных в период с 2008 по 2013 год. Наблюдение велось в течение 173 недель — с апреля 2015 года по июль 2018 года. Такой временной горизонт позволяет не только зафиксировать факт внедрения экспериментальных инструментов, но и проследить их влияние на траектории роста компаний.

Основным объектом внимания в модели выступает бинарная переменная, фиксирующая наличие А/В-тестирования в технологическом стеке компании. В качестве прокси-метрики результативности выбран показатель еженедельного числа просмотров страниц сайта — метрика, широко используемая в цифровом секторе для оценки пользовательской активности и интереса к продукту.

Анализ показывает, что на момент начала наблюдения средний возраст компаний составлял около четырёх лет, а 37% из них уже имели опыт привлечения венчурного финансирования. Лишь 17% стартапов применяли А/В хотя бы раз за период исследования, и только 6% продолжали использовать данную технологию до конца рассматриваемого отрезка. При этом более чем у четверти наблюдаемых компаний зафиксировано устойчивое снижение трафика до нуля к завершению периода, что подтверждает высокую долю неудач в технологическом предпринимательстве.

С методологической точки зрения, исследование опирается на использование панельной модели с фиксированными эффектами. Это позволяет исключить влияние неизменяемых характеристик компаний (например, сферы деятельности, географического положения, особенностей команды), а также учесть общеэкономические временные тренды. Кроме того, модель включает переменные, отражающие общий уровень цифровой

зрелости компаний — в частности, масштаб использования других веб-технологий, не относящихся напрямую к А/В. Такой подход минимизирует риск смещения оценок, обусловленного совпадающим внедрением различных цифровых инструментов.

Важно подчеркнуть, что отдельное внимание уделено контролю различий в динамике роста стартапов. Включение переменных, отражающих скорость масштабирования, позволяет точнее интерпретировать эффект от А/В-тестирования и избежать переоценки его значения в контексте быстрорастущих компаний.

Система оценки направлена на определение причинно-следственного влияния внедрения А/В-тестирования на различные показатели прокси-эффективности, такие как просмотры страниц и запуск продукта. Используя строгий эконометрический подход и контролируя широкий спектр потенциальных факторов, исследование стремится предоставить надежные доказательства эффективности А/В-тестирования в повышении эффективности стартапов.

2.2 Результаты исследования

Авторы анализируют четыре модели, каждая из которых поэтапно уточняет влияние использования А/В-инструментов на эффективность компаний.

В первой модели наблюдается довольно сильная положительная связь между А/В-тестированием и числом просмотров страниц: без учёта различий между фирмами использование А/В-инструментов ассоциируется с ростом трафика на 280%. Однако в последующих моделях авторы постепенно усиливают контроль за возможным смещением выборки. Во второй модели, с учётом индивидуальных (фирменных) фиксированных эффектов, эффект снижается до 46%, указывая на то, что простое сравнение компаний, использующих А/В, с теми, кто этого не делает, переоценивает влияние технологии.

Третья модель учитывает изменения в технологическом стеке компаний и даёт более точную оценку эффекта — примерно 11,8%. Наконец, в четвёртой модели, где дополнительно контролируются различия в темпах роста компаний, сохраняется устойчивый положительный эффект на уровне около 8,5%. Это позволяет говорить о наличии статистически значимой, но более умеренной связи между внедрением А/В-тестирования и ростом пользовательской активности.

Дальнейший анализ, представленный в Таблице 4 статьи, подтверждает, что А/В-тестирование способствует повышению инновационной активности: компании,

использующие эту технологию, чаще запускают новые продукты. Причём этот эффект сохраняется даже при учёте выбросов — в модели с усечённым распределением рост составляет от 9% до 18%.

Также выявлены важные эффекты по краям распределения результатов. В частности, стартапы, внедрившие A/B-тестирование, чаще демонстрируют как резкие провалы (полное отсутствие трафика), так и значительные успехи (более 100 тысяч просмотров в неделю). Это подтверждает гипотезу о том, что A/B-тесты помогают быстрее понять, какие идеи работают, а какие — нет, тем самым ускоряя процесс масштабирования или, наоборот, отказа от неэффективной стратегии.

В исследовании рассматриваются и гетерогенные эффекты: компании с более опытными основателями и стартапы с более устойчивой бизнес-моделью в среднем получают большую выгоду от использования A/B. Однако даже молодые стартапы выигрывают от способности быстрее «провалиться», тем самым освобождая ресурсы для новых идей.

В совокупности эти результаты подтверждают важность A/B-тестирования как инструмента для эмпирического принятия решений в стартапах и подчеркивают, что его эффективность зависит от контекста, опыта команды и стадии развития компании.

Выводы по Главе 2

Глава 2 представила обзор ключевого эмпирического исследования [2], анализирующего влияние A/B-тестирования на результативность стартапов. Методология опиралась на анализ панельной выборки из 35 918 компаний с использованием фиксированных эффектов для обеспечения надежности оценок.

Результаты подтвердили статистически значимую, хотя и умеренную (около 8,5%), связь A/B-тестирования с ростом еженедельных просмотров страниц. Также выявлено стимулирование инновационной активности и ускорение валидации идей, проявляющееся в поляризации исходов. Эффективность A/B-тестирования варьируется: наибольшую выгоду получают стартапы с опытными основателями и устойчивой бизнес-моделью, однако и молодые компании выигрывают от ускоренной проверки гипотез.

Таким образом, A/B-тестирование является ценным инструментом эмпирического принятия решений в стартапах, но его эффективность критически зависит от контекста, опыта команды и стадии развития компании.

3 Эмпирическое исследование

Данная глава представляет собой эмпирическую часть исследования, направленную на оценку влияния использования А/В-тестирования на результативность стартапов, работающих в условиях цифровой экономики. Целью анализа является проверка гипотезы о том, что внедрение практики онлайн-экспериментов способствует улучшению ключевых бизнес-показателей — в первую очередь, трафика и выручки.

В рамках главы рассматриваются источники и структура использованного массива данных, а также обоснование выбора переменных и методологический подход к построению регрессионных моделей. Представлены результаты анализа, включая количественные оценки эффектов и их статистическую значимость. Отдельное внимание уделяется интерпретации полученных зависимостей и обсуждению возможных причин выявленных закономерностей. В завершение формулируются основные ограничения исследования, связанные с качеством исходных данных и допущениями выбранного аналитического подхода.

3.1 Источники данных

Для проведения эмпирического анализа был собран панельный набор данных, включающий технологические компании сектора SaaS, основанные в период с 2015 по 2021 год. Формат программного обеспечения как услуги (Software as a Service, SaaS) предполагает цифровую дистрибуцию продукта через онлайн-платформы, что делает компании этого сегмента особенно подходящими для анализа влияния А/В-тестирования. Быстрая итеративная разработка, тесная зависимость от пользовательского трафика и высокая технологическая гибкость создают благоприятные условия для внедрения экспериментальных подходов и анализа их эффективности.

В исследовании использованы данные из четырёх независимых источников — Crunchbase, SimilarWeb, BuiltWith и GetLatka. Их комбинация позволила сформировать репрезентативную и сбалансированную панель, содержащую сведения как о продуктовых и технических характеристиках компаний, так и об их операционных и финансовых результатах.

База Crunchbase Pro представляет собой обширный каталог технологических компаний по всему миру. Она содержит информацию о годе основания, профиле

деятельности, объёмах привлечённого финансирования, ключевых членах команды и новостной активности компании. Для целей данного исследования из базы были отобраны 231 стартап с наивысшими средними показателями веб-трафика за последние полгода — это позволило сфокусироваться на наиболее активных участниках рынка.

BuiltWith предоставляет данные о технологической архитектуре сайтов, включая перечень подключённых инструментов и дату их внедрения. Это особенно важно для анализа A/B-практик, поскольку позволяет точно определить момент, когда та или иная технология тестирования была включена в технологический стек конкретной компании.

SimilarWeb — инструмент рыночной аналитики, широко используемый в корпоративной среде. Он предоставляет данные о цифровой активности: количество просмотров страниц, глубина визитов, частота отказов и др. Для целей анализа использовались данные о еженедельной посещаемости сайтов компаний из выборки Crunchbase в период с 1 ноября 2023 года по 24 апреля 2024 года.

GetLatka, в свою очередь, агрегирует информацию о SaaS-компаниях, в том числе об их годовой выручке, размере команд, инвестициях и стадии роста. Данные платформы использовались для построения зависимой переменной в модели второго шага (логарифм выручки), а также в качестве контрольных характеристик, таких как масштаб компании и объём привлечённых инвестиций.

Объединение этих четырёх источников позволило создать комплексную панель по 231 технологической компании с полными данными по ключевым метрикам. В отличие от многих предыдущих работ, где влияние A/B-тестирования оценивалось исключительно через косвенные показатели (например, рост трафика), данное исследование делает акцент на финансовой результативности. Такой подход позволяет оценить не только наличие связи между экспериментированием и пользовательской активностью, но и реальную экономическую значимость внедрения A/B-тестов. Это даёт более обоснованную основу для управленческих решений в сфере роста и продуктовой стратегии.

3.2 Описание и создание выборки

В исследуемой выборке представлены стартапы, работающие в различных сегментах цифровой экономики: от SaaS-платформ до решений для электронной коммерции, онлайн-инструментов для управления бизнесом и взаимодействия с клиентами. Объединяющим признаком для всех компаний является цифровой характер

продукта — они не предлагают физические товары, а ориентированы на предоставление услуг и сервисов через интернет. В условиях такой модели ведения бизнеса одной из ключевых задач становится привлечение и удержание пользователей, где основным каналом коммуникации и вовлечения выступает веб-сайт. Соответственно, уровень цифрового взаимодействия и показатели онлайн-активности приобретают первостепенное значение для оценки эффективности деятельности компаний.

В контексте цифровых стартапов просмотры страниц сайта выступают не просто как количественная метрика трафика, но и как прокси-показатель интереса и вовлечённости целевой аудитории. Для компаний, предлагающих программное обеспечение как услугу, таких как ClickUp, Personio или Samsara, каждое посещение сайта представляет собой потенциальный шаг на пути к конверсии — регистрации, подписке или покупке. Рост посещаемости напрямую повышает шансы на преобразование посетителей в клиентов, а следовательно, оказывает влияние на выручку и устойчивость бизнеса. Чем выше уровень трафика, тем больше возможностей для масштабирования без существенного увеличения затрат на привлечение новых пользователей.

Для платформ, ориентированных на создание и распространение контента, а также на взаимодействие с пользователями (например, QRFY, SurveySparrow, LemonSqueezy), количество просмотров страниц также является ключевым индикатором. Высокий уровень посещаемости обеспечивает достаточный поток данных и пользовательской активности, необходимых для монетизации через рекламные модели, платный доступ или партнёрские программы. Аналогичным образом, компании, специализирующиеся на маркетинговых и аналитических решениях (такие как HypeAuditor и QuantumMetric), в значительной степени зависят от объёмов и качества данных, получаемых в результате цифрового взаимодействия. В их случае показатели веб-трафика отражают не только коммерческий интерес, но и операционные возможности по выполнению заявленных функций продукта.

Таким образом, число просмотров страниц сайта может быть обоснованно использовано в качестве одного из ключевых показателей эффективности для компаний, работающих в цифровом пространстве. Эта метрика отражает не только уровень интереса аудитории к продукту, но и тесно связана с финансовыми результатами, включая доход от подписок, рекламы и дополнительных сервисов. С учётом этого, в рамках исследования данный показатель использовался как зависимая переменная в модели первого шага.

Для обеспечения согласованности и корректности объединения информации из различных источников использовались URL-адреса официальных сайтов компаний. URL выступал в качестве уникального идентификатора, что позволило избежать дублирования

и ошибок при сопоставлении данных между базами Crunchbase, BuiltWith, SimilarWeb и GetLatka. Из первоначального массива были исключены компании с неполной информацией о команде основателей, местоположении или корпоративной структуре, а также проекты, представленные исключительно в формате поддоменов. Последнее обусловлено техническими ограничениями платформы SimilarWeb, которая не предоставляет подробную статистику для поддоменов, что делает невозможной корректную оценку пользовательского трафика.

После объединения источников и очистки данных был сформирован финальный панельный набор, включающий 231 технологическую компанию, основанную в период с 2015 по 2021 год. Для каждой из них собраны еженедельные данные о просмотрах страниц за 26 недель — с 1 ноября 2023 года по 24 апреля 2024 года. Дополнительно были получены статичные характеристики, такие как численность команды, объём привлечённых инвестиций и годовая выручка. В совокупности это обеспечило около 5000 наблюдений и позволило построить модель первого шага с использованием панельных данных. На втором этапе анализа, посвящённом оценке влияния на выручку, использовались агрегированные показатели по каждой компании, что дало итоговый набор из 231 наблюдения.

3.3 Подход к оценке и описание переменных

Основная гипотеза исследования заключается в том, что внедрение A/B-тестирования повышает пользовательский трафик на веб-сайтах стартапов, что в свою очередь ведёт к росту их выручки. Чтобы проверить эту гипотезу, используется двухэтапный подход анализа данных: сначала оценивается влияние A/B-инструментов на трафик, а затем — косвенное влияние на выручку через изменение трафика. Такой дизайн позволяет проследить цепочку воздействия «A/B-тестирование → трафик → выручка» и выявить, является ли эффект A/B-тестов на доходы опосредованным через увеличение пользовательской активности.

На первом этапе анализируется связь между использованием A/B-тестирования и динамикой веб-трафика стартапа. Поскольку трафик измеряется еженедельно, удобно воспользоваться панельными данными (фирма-неделя) и оценить модель с фиксированными эффектами по фирмам. Фиксированные эффекты позволяют учесть неизменяющиеся во времени особенности каждой компании — такие как масштаб бизнеса,

команда или сектор — которые могут влиять и на трафик, и на вероятность внедрения A/B, тем самым искажая оценку. Включив фиксированные фирменные эффекты и эффект времени (для каждой недели наблюдений), мы изолируем внутрифирменные изменения трафика до и после начала использования A/B-инструментов.

На втором этапе фокус смещается на выручку стартапов. Здесь анализ проводится на уровне компании (агрегируя данные по периодам), поскольку интересует итоговый эффект на финансовый результат за определённый период (годовая выручка 2024 года). На этом шаге проверяется, приводит ли рост трафика (в том числе обусловленный A/B-тестами) к статистически значимому увеличению выручки, и есть ли прямой эффект от A/B-тестирования на выручку помимо трафика. Для этого строятся несколько моделей регрессии, в которых логарифм выручки объясняется либо фактическим трафиком, либо компонентами трафика, связанными с A/B. В базовой спецификации учитываются ключевые контрольные переменные: возраст стартапа, размер компании и совокупный объём привлечённых инвестиций, которые традиционно влияют на выручку. Ниже приведены основные переменные, задействованные в описанных моделях.

Using A/B tool — индикатор использования A/B-тестирования. Принимает значение 1, если в данную неделю стартап применял хотя бы один инструмент для A/B-тестов на своем сайте, и 0 — иначе. Построен на основе данных платформы BuiltWith: был сформирован список веб-сервисов, предназначенных для проведения A/B-экспериментов (например, Visual Website Optimizer, Google Optimize 360, Optimizely, AB Tasty, Kameleoon и др. — всего 18 наименований). Если хоть один из этих сервисов обнаружен в техстек компании в отчетную неделю, переменная принимается равной единице. Важно, что в список включены только специализированные A/B-инструменты; популярные решения для веб-аналитики (например, Mixpanel) исключены, поскольку их наличие само по себе не свидетельствует о проведении экспериментов. Такой подход позволяет более точно идентифицировать факт именно A/B-тестирования, а не общую аналитику.

$\text{Log}(\text{Pageviews} + 1)$ — зависимая переменная для моделей этапа 1, равная логарифму просмотров страниц веб-сайта за различные периоды в зависимости от модели. Отражает активность пользователей: число просмотров страниц веб-сайта стартапа за неделю (оценено SimilarWeb) с добавлением единицы перед логарифмированием (для корректной обработки недель с нулевым трафиком). Логарифмическое преобразование сглаживает распределение трафика и позволяет интерпретировать коэффициенты при независимых переменных в процентах.

Log(Technology Stack) — контрольная переменная. Под «технологическим стеком» понимается общее число различных веб-технологий (фреймворки, библиотеки, плагины и т.д.), используемых компанией на своем сайте, за исключением A/B-инструментов. Этот показатель служит прокси для технической оснащённости и инновационности стартапа. Включение технологического стека в модели трафика позволяет проверить, не обусловлен ли рост посещаемости тем, что компании с A/B тестами в целом более технологически развиты. Согласно Koning et al. [2], добавление такого контроля существенно меняет оценку эффекта экспериментирования, устраняя смещение, связанное с сопутствующим внедрением других инструментов.

Age — возраст компании в годах. Рассчитан как разница между годом 2024 и годом основания стартапа (по данным Crunchbase). В моделях выручки интерпретируется как фактор опыта: более старые компании могли добиться большего рыночного результата.

Number of Employees — численность сотрудников стартапа. Характеризует масштаб операций; источник — база GetLatka (данные о штатной численности на конец 2023 г.). Входит в модели выручки для учета размера компании.

Number of Founders — количество основателей компании. Этот показатель варьируется от 1 и выше; он может влиять на эффективность (например, через совокупные навыки команды). Используется как одна из фиксированных характеристик фирмы: в панельных моделях трафика введён фиктивный эффект по категориям числа основателей (для контроля различий между фирмами), а в моделях выручки переменная входит непосредственно.

Log(Funding) — логарифм общего объёма привлечённых инвестиций стартапа (USD). Отражает ресурсы, доступные фирме для развития. Высокие значения могут косвенно приводить к большей выручке (например, через масштабирование маркетинга или продукта). Включается во все модели выручки в качестве важного контроллера.

ResidualsAvg — средний остаточный трафик (в логарифмических единицах), не связанный с A/B и тех. стеком. Как будет отмечено далее, рассчитывается на основе модели 3 и характеризует «необъяснённую» компоненту пользовательских визитов (например, органический интерес к продукту). Единица измерения — лог-процент: изменение residuals_avg на 0,1 примерно соответствует +10% к трафику, вызванному внешними факторами.

Predicted Pageviews — предсказанное среднее число просмотров страниц, обусловленное использованием A/B. Эта переменная является конструктором для модели 6 и рассчитывается через прогноз из модели 3 при разных значениях индикатора A/B. В

итоговой регрессии используется логарифм значения, что позволяет оценить вклад именно A/B-индуцированного трафика в генерации выручки.

Average Monthly Visits (Crunchbase) — показатель среднего месячного трафика стартапа, взятый из профиля компании в Crunchbase Pro (эта база агрегирует данные SimilarWeb о посещаемости). Используется в модели 5 для проверки значимости трафика: показатель напрямую включается в уравнение выручки вместо переменной A/B.

Average Monthly Visits (SimilarWeb) — аналогичный показатель месячной посещаемости, но полученный непосредственно из отчётов SimilarWeb (независимо от Crunchbase). Применяется в альтернативной модели 5.1. Логарифмирование и интерпретация — такие же, как выше.

Average Weekly Pageviews (SimilarWeb) — среднее недельное число просмотров страниц по данным SimilarWeb. В модели 5.2 используется натуральный логарифм показателя (за базовый период, эквивалентно делению MonthlyVisits примерно на 4,33). Эта переменная вводится для сравнения шкал измерения (месяц vs неделя) и проверки, что результаты не чувствительны к выбору периода агрегирования.

Помимо перечисленных, в панельных моделях этапа 1 были задействованы фиктивные эффекты по Funding Status (стадия финансирования: например, без инвестиций, посевная, раунд A и т.д.) и Headquarters Location (страна или регион головного офиса). Они учитывают институциональные и географические различия между стартапами. Стандартные ошибки оценок в моделях с фиксированными эффектами рассчитаны кластерно (по группам фирм или схожих категорий) для надёжных статистических выводов. В совокупности, включение вышеперечисленных контролей и эффектов обеспечивает более строгий и непредвзятый тест гипотезы о влиянии экспериментирования на успех стартапа.

После определения методологии и переменных перейдём непосредственно к описанию моделей и результатов эмпирического анализа. Представленная последовательность моделей демонстрирует поэтапное уточнение выявленных зависимостей.

3.4 Результаты регрессионного анализа и интерпретация моделей

На основе описанного подхода было оценено несколько эконометрических моделей, шаг за шагом раскрывающих взаимосвязь A/B-тестирования, трафика и выручки. Ниже представлены эти модели (с пронумерованными заголовками для удобства), их уравнения

и подробная интерпретация полученных коэффициентов. Каждая модель дополняет предыдущую: сначала оценивается простая зависимость, затем добавляются корректировки (фиксированные эффекты, контроль тех. стека и др.), и в итоге проверяется двухшаговая причинная цепочка через трафик.

На первом этапе оценивается модель 1: простая линейная регрессия, показывающая сырую корреляцию между использованием A/B-тестирования и масштабом пользовательского трафика. Модель не включает никаких фиксированных эффектов или дополнительных переменных — она лишь сравнивает средний трафик фирм, использующих и не использующих A/B. Уравнение модели:

$$\ln(\text{Pageviews}_{it} + 1) = \beta_0 + \beta_1 * A/B_usage_{it} + \varepsilon_{it}, \quad (3.1)$$

где β_1 оценивает разницу в логарифме недельных просмотров страниц между компаниями с A/B-тестами и без таковых.

Регрессия показала статистически значимую положительную связь: коэффициент при переменной A/B_usage_{it} составил $\widehat{\beta}_1 = 1,0714$, $p\text{-value} < 0,001$. Это означает, что компании, использующие A/B-тестирование, в среднем имеют на 1,07 больше логарифмическое значение трафика, по сравнению с теми, кто не использует (разница значима на 1%-уровне). В переводе из логарифмической формы, разница 1,07 соответствует почти ~192% более высокому числу просмотров страниц (приблизительно $e^{1,07} \approx 2,92$ раза больше). Примечательно, что свободный член $\widehat{\beta}_0 = 8,4812$ ($p < 0,001$) указывает на средний уровень $\ln(\text{Pageviews} + 1)$ около 8,48 для фирм без A/B, что эквивалентно примерно 4,800 просмотрам страниц в неделю (такова базовая посещаемость среднего стартапа без экспериментов).

Однако коэффициент детерминации R^2 для модели 1 очень мал (около 0,0087, то есть <1%). Модель практически не объясняет вариацию трафика между наблюдениями — учтено лишь ~0,87% дисперсии. Это ожидаемо, ведь на объем пользовательских визитов влияет множество факторов, кроме наличия A/B-тестов. Тем не менее, значимость β_1 указывает на существование корреляции.

Важно понимать, что модель 1 не позволяет делать причинных выводов. Она не учитывает различия между компаниями — возможно, стартапы, внедряющие A/B, уже изначально крупнее или растут быстрее. Полученный положительный эффект мог быть смещён вверх из-за пропущенных переменных. Поэтому на следующем шаге мы усложняем модель, вводя фиксированные эффекты по фирмам и времени, чтобы изолировать чистый эффект A/B.

В модели 2 учитываются постоянные различия между стартапами, которые могли влиять на результаты предыдущей оценки. Мы добавляем фиксированные эффекты фирмы α_i и недели δ_t . По сути, теперь модель смотрит на изменение трафика внутри каждой компании со временем в ответ на внедрение А/В. Формально уравнение можно записать как:

$$\ln(\text{Pageviews}_{it} + 1) = \alpha_i + \delta_t + \beta_1 * A/B_usage_{it} + \varepsilon_{it} \quad (3.2)$$

Эта регрессия оценивается методами панельных данных; в α_i «впитаны» все неизменные характеристики фирмы (размер, сфера, базовый уровень трафика и др.). Благодаря этому β_1 теперь интерпретируется как среднее изменение лог-трафика для данного стартапа после начала использования А/В-тестирования (по сравнению с периодами до внедрения).

Включение фиксированных эффектов заметно повлияло на оценку. Коэффициент при A/B_usage_{it} снизился до $\widehat{\beta}_1 = 0,7948$ (ранее был 1,07), хотя остался положительным и статистически значимым ($p \approx 0,025$, значимость 5%). Снижение величины коэффициента указывает, что часть первоначальной корреляции объяснялась постоянными отличиями между компаниями: фирмы, внедрившие А/В, в среднем отличались более высоким трафиком еще до экспериментов. Теперь, сравнивая компанию саму с собой, мы оцениваем более «чистый» эффект — он оказался меньше, порядка +0,795 к $\ln(\text{Pageviews}_{it} + 1)$, то есть около +80% к фактическому трафику (прибавка всё ещё очень существенная).

Таким образом, по Модели 2 можно сделать вывод: когда стартап начинает использовать А/В-инструменты, его еженедельная посещаемость растёт в среднем почти в 2 раза по сравнению с его же уровнем до внедрения. Этот результат значим на уровне 5%, что говорит в пользу влияния экспериментирования на привлечение пользователей. Но остаётся вопрос: не является ли этот эффект проявлением общего технологического уровня компаний? Возможно, фирмы, активно наращивающие трафик, параллельно внедряют много технологий (в том числе А/В). Чтобы исключить этот фактор, рассмотрим следующую модель.

Модель 3 расширяет предыдущую, включая в правую часть переменную $\ln(\text{TechStack}_{it})$ — логарифм количества активных веб-технологий (кроме А/В) у компании i в неделю t . Цель — проверить, сохранится ли влияние А/В после учёта уровня технического развития фирмы. Новое уравнение:

$$\ln(\text{Pageviews}_{it} + 1) = \alpha_i + \delta_t + \beta_1 A/B_usage_{it} + \beta_2 \ln(\text{TechStack}_{it}) + \varepsilon_{it} \quad (3.3)$$

Здесь β_2 отражает эластичность трафика по числу используемых технологий (например, наличие на сайте аналитики, виджетов, CRM-интеграций и прочего). Ожидается положительный знак β_2 : более «богатый» тех. стек должен сопровождаться большим притоком пользователей (опосредовано через качество продукта или маркетинг). Для нас важно увидеть, как изменится β_1 при включении этой переменной.

Добавление переменной технологического стека несколько снизило оценку эффекта A/B, но не обнулило его. Коэффициент $\widehat{\beta}_1$ при A/B_usage_{it} уменьшился с 0,7948 до 0,7593, то есть примерно на 4,5% относительно предыдущей модели, оставаясь статистически значимым ($p \approx 0.022$). Это означает, что даже с учётом общего уровня технологической оснащённости, внедрение A/B-тестирования по-прежнему связано с существенным ростом трафика ($\sim +76\%$ к просмотрам, значимо на 5%-уровне). Снижение величины эффекта подсказывает, что часть ранее приписываемого A/B воздействию действительно объяснялась пропущенным фактором — более высокотехнологичные компании склонны и трафик иметь больше, и A/B запускать чаще. Но основной эффект сохраняется, что говорит о самостоятельном влиянии A/B.

Коэффициент при переменной логарифма технологического стека оказался положительным и значимым: $\widehat{\beta}_2 = 4,113$, $p\text{-value} \approx 0,044$. При прочих равных, если компания увеличивает число используемых веб-технологий на 1%, её трафик возрастает примерно на 4,1%. Иначе говоря, эластичность трафика по числу технологий около 4,1. Это довольно высокий эффект, свидетельствующий, что «технологически продвинутые» стартапы получают значительно больший пользовательский приток. Вероятно, широкий тех. стек коррелирует с наличием маркетинговых инструментов, оптимизаций, быстрого действия сайта и т.д., что привлекает и удерживает аудиторию.

Сравнивая модели 2 и 3, можно сделать следующие выводы: переменная, отражающая использование A/B-тестирования, сохраняет статистическую значимость даже при контроле общего уровня технологичности компаний, что подтверждает наличие положительного влияния экспериментирования на посещаемость сайтов. Это говорит о том, что эффект A/B-тестирования не является артефактом, обусловленным просто высоким уровнем цифровой зрелости фирм.

В то же время, небольшое снижение коэффициента при A/B после добавления переменной $\ln(\text{TechStack})$ указывает на то, что часть положительного эффекта действительно объясняется параллельным использованием других цифровых инструментов. Существенное улучшение показателей качества модели, особенно рост

Within R^2 , демонстрирует, что динамика технологического стека внутри компании существенно влияет на её трафик.

Модель 3 представляет собой нашу лучшую оценку влияния A/B на трафик. Она учитывает фиксированные эффекты и уровень технологий, демонстрируя, что при прочих равных внедрение A/B-тестирования связано почти с ~75% приростом аудитории (по просмотрам страниц). Одновременно сама по себе цифровая развитость компании (богатый техстек) вносит весомый вклад в трафик. Эти результаты согласуются с выводами Koning et al. о том, что экспериментирование стимулирует рост пользовательской базы стартапа, особенно в сочетании с высоким уровнем цифровизации [2].

Для подтверждения выбора модели с фиксированными эффектами было проведено сравнение результатов оценивания FE- и RE-спецификаций. В обе модели были включены ключевые переменные: использование A/B-тестирования и логарифм технологического стека. Однако FE-модель дополнительно контролирует неизменяемые во времени характеристики фирм — такие как численность команды, количество основателей, стадия финансирования и местоположение, — а также временные шоки, за счёт чего более точно учитывает потенциальную неоднородность наблюдений.

Результаты показывают, что коэффициент при переменной A/B_usage в FE-модели составляет 0,76 и является статистически значимым на уровне 5%, в то время как в RE-модели оценка выше (0,94), но сопровождается существенно большей стандартной ошибкой и теряет статистическую значимость. Это свидетельствует о возможной смещённости оценок в RE-модели из-за нарушения допущения об отсутствии корреляции между индивидуальными эффектами и регрессорами. Кроме того, коэффициент детерминации в модели с фиксированными эффектами (0,395) заметно превышает аналогичный показатель RE-модели (0,122), что указывает на лучшее объяснение вариации зависимой переменной с учётом специфики отдельных фирм.

Учитывая выявленные различия в оценках и качестве подгонки моделей, можно сделать обоснованный вывод о предпочтительности использования спецификации с фиксированными эффектами. Этот подход считается более эконометрически корректным, особенно в условиях возможной эндогенности характеристик компаний, когда неизменные во времени особенности каждой фирмы могут влиять на результаты. Применение фиксированных эффектов позволяет контролировать такие скрытые факторы, что значительно повышает надёжность и точность оценок влияния исследуемых переменных на показатели эффективности стартапов. Результаты оценки моделей 1-3 представлены в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Результаты оценки моделей А/В тестирования на трафик¹

	Модель 1 (Pooled OLS)	Модель 2 (FE по фирмам и времени)	Модель 3 (FE + тех. стек)
Регрессоры	Зависимая переменная – кол-во уникальных посещений веб-сайта		
Индикатор использования А/В	1,0714***	0,7948 **	0,7593 **
Технологический стек	-	-	4,1130 *
Фикс. эффекты фирм и времени	-	+	+
R ² (within)	0,0087	0,0060	0,0820
R ² (overall)	0,0085	0,3336	0,3846

Переходим к моделям, где зависимой переменной становится логарифм выручки стартапа за 2024 год. Модель 4 предназначена для проверки, имеет ли А/В-тестирование прямое воздействие на выручку или же весь эффект опосредуется через трафик. Для этого в регрессию включается остаточный компонент трафика (*residuals_avg*), очищенный от влияния А/В и технологического стека. Таким образом, модель содержит одновременно переменную А/В (потенциальный прямой эффект) и независимый от А/В уровень пользовательской активности (как канал влияния). Также добавлены основные контрольные переменные, обсуждавшиеся выше: *ln(Funding)*, *Age*, *Employees* (переменная *Founders* на этом этапе не включалась, чтобы избежать лишней коллинеарности). Уравнение модели можно записать так:

$$\ln(Revenue_i) = \beta_0 + \beta_1 A/B_usage_i + \beta_2 ResidualsAvg_i + \beta_3 \ln(Funding_i) + \beta_4 Age_i + \beta_5 Employees_i + \varepsilon_i \quad (3.4)$$

Рассмотрим результаты оценки модели 4. Остаточный трафик оказал значимое положительное влияние на выручку. Оценка $\widehat{\beta}_2 = 0.0660$, *p*-value $\approx 0,026$ (значимость $\sim 5\%$). Это значит, что если некоторая компания обладает на 10% более высоким устойчивым трафиком (не обусловленным А/В или тех. стеком), то её годовая выручка примерно на 0,66% выше. Коэффициент 0,066 по сути является эластичностью выручки по «внешнему» трафику: он подтверждает, что приток пользователей сам по себе способствует росту доходов. Даже трафик, возникший без А/В-тестов (например, органический интерес, вирусность или классический маркетинг), приводит к конверсии в продажи.

¹ Знак "+" указывает на включение соответствующего показателя в модель, знак "-" – на его исключение. ***, **, * — статистическая значимость коэффициентов на 1%, 5% и 10% уровнях соответственно.

Индикатор A/B стал статистически незначимым в присутствии `residuals_avg`. Значение коэффициента снизилось до $\widehat{\beta}_1 = 0,1623$ и не отличается от нуля ($p \approx 0,427$). Другими словами, прямого эффекта A/B-тестов на выручку не обнаружено, если контролировать объем трафика. Это ключевой вывод: сам по себе факт использования экспериментирования не увеличивает прибыль компании, если не приводить новых пользователей. Данный результат согласуется с нашей гипотезой о медиаторе: A/B-тестирование влияет на выручку исключительно через канал привлечения и удержания аудитории. Когда влияние через трафик учтено отдельно, прямое влияние «исчезает».

Факторы масштаба и ресурсов значимо влияют на выручку. Коэффициент при $\ln(Funding_i)$ равен 0,1122 ($p < 0,001$), что указывает на положительную эластичность дохода по объёму привлеченного капитала ($\sim 0,11$). Каждые +10% к инвестициям ассоциируются примерно с +1,1% к выручке, при прочих равных. Это ожидаемо: финансирование позволяет усиливать продажи, маркетинг, продукт, что отражается в выручке. Аналогично, переменная `Employees` имеет коэффициент 0,00239 ($p < 0,001$), что в абсолютных величинах означает: дополнительный сотрудник связан в среднем с +0.239% к годовой выручке. Существенное влияние размера команды на доходы свидетельствует, что рост компании (в человеческих ресурсах) напрямую сопровождается ростом финансовых результатов. Вероятно, это отражает экономию от масштаба и расширение коммерческой деятельности по мере увеличения штата.

Возраст компании также играет роль: $\widehat{\beta}_4 = 0,1227$, $p\text{-value} \approx 0,02$. Положительный знак говорит о том, что более зрелые стартапы зарабатывают больше (что логично — у них было больше времени для выхода на рынок, накопления клиентской базы и повторных продаж). На каждый год возраста приходится порядка +12% к выручке, согласно этой модели. Таким образом, эффект времени и опыта значим.

Модель 4 объясняет значительную долю разброса выручки: $R^2 = 0.567$ (около 57%). С учётом корректировки ($\text{Adj. } R^2 = 0.554$) это всё ещё высокий показатель, указывающий на хорошую соответствие модели данным. Вклад в объяснение вносят как масштабирующие переменные (финансы, сотрудники), так и новый наш показатель трафика.

Результаты подтверждают гипотезу о том, что влияние A/B-тестирования на выручку опосредовано через трафик. Стартапы выигрывают от экспериментов только постольку, поскольку эксперименты приводят новых пользователей или повышают их активность. Если же контролировать сам трафик, то наличие A/B-инструментов не даёт дополнительного преимущества в доходах. Кроме того, мы выявили, что трафик вообще

является важнейшим фактором успеха стартапа: даже «необъяснённая» его часть (вне A/B) существенно повышает выручку. Это подчёркивает экономический смысл метрики посещаемости: пользователи — источник выручки для онлайн-бизнеса.

Модель 5 служит дополнительной проверкой: вместо показателя A/B или искусственно сконструированных остатков, она напрямую использует фактический объём трафика как предиктор выручки. Здесь в качестве главной независимой переменной берётся внешняя оценка среднего ежемесячного трафика стартапа (по данным Crunchbase/SimilarWeb). Цель — убедиться, что сама по себе посещаемость статистически объясняет различия в выручке компаний. Уравнение выглядит следующим образом:

$$\ln(\text{Revenue}_i) = \beta_0 + \beta_1 \ln(\text{MonthlyVisits}_i) + \beta_2 \text{Age}_i + \beta_3 \text{Employees}_i + \beta_4 \text{Founders}_i + \beta_5 \ln(\text{Funding}_i) + \varepsilon_i, \quad (3.5)$$

где $\ln(\text{MonthlyVisits}_i)$ — логарифм среднего месячного числа визитов на сайт стартапа i (источник: Crunchbase Pro). Остальные контрольные переменные совпадают с предыдущей моделью, включая количество основателей. Ключевой параметр — β_1 , отражающий эластичность выручки по трафику.

$\widehat{\beta}_1$ при $\ln(\text{MonthlyVisits}_i)$ равен 0,1535, $p\text{-value} = 0,0116$, то есть значим на ~1% уровне. Положительная эластичность 0,1535 означает, что при увеличении среднего месячного трафика на 10% годовая выручка стартапа растёт в среднем на ~1,535%. Это весьма существенный эффект: разница в трафике между компаниями прямо пропорционально отражается на их финансовых результатах. Иначе говоря, стартапы с бóльшей аудиторией зарабатывают значительно больше денег — закономерность, ожидаемая для веб-бизнесов. Интересно сравнить эту оценку с предыдущей моделью: там суммарная эластичность выручки по трафику тоже была порядка 0,15 (0,066 от «внешнего» трафика + косвенно ещё часть через A/B, которую сейчас явно учли). Таким образом, результаты согласуются.

Контрольные переменные в целом сохраняют направления эффектов: $\widehat{\beta}_2 (\text{Age}_i) = 0,0945$, $p = 0,0487$ (5%) — подтверждается, что стартапы постарше имеют на ~9.5% больше выручки за каждый год; $\widehat{\beta}_3 (\text{Employees}_i) = 0,00248$, $p < 0,001$ — каждый дополнительный сотрудник даёт +0.248% к выручке, очень близко к оценке в модели 4; $\widehat{\beta}_5 (\ln(\text{Funding}_i)) = 0,0497$, $p = 0,0218$ — эластичность выручки по финансированию ~0,05, чуть ниже, но всё ещё значима. Единственная переменная, которая оказалась незначимой, — *Founders* (coef = 0,0666, $p = 0,346$). Число основателей, видимо, не оказывает прямого влияния на выручку при наличии остальных факторов. Возможно, эффект основателей косвенно

учитывается через возраст и финансирование (больше основателей — выше шанс получить инвестиции, и т.п.).

Суммарно модель 5 объясняет ~50% дисперсии выручки, что сопоставимо с моделью 4. Главный вывод из неё: метрика трафика статистически значима и положительно связана с доходами стартапов. Это важное экономическое подтверждение: даже не зная про A/B, мы видим, что где больше пользовательских посещений сайта, там выше прибыль. Значит, если A/B-тестирование способно увеличить уникальных посетителей веб-сайта (как показано на этапе 1), то вполне обосновано ожидать и увеличение выручки — что и было проверено в модели 4.

В дополнение к четвертой были оценены две аналогичные регрессии, использующие другой источник и масштаб данных по трафику (робастность на источники данных о трафике).

В модели 5.1 вместо Crunchbase взяты прямые данные SimilarWeb о среднем месячном числе визитов. Структура модели такая же, просто $\ln(MonthlyVisits_{SW})$ — лог посещаемости по SimilarWeb. Результат: коэффициент при трафике $\widehat{\beta}_1 = 0,0923$, p-value $\approx 0,0412$ (значимость ~4%). Эластичность несколько ниже, ~0,09, что означает +0,92% выручки на +10% уникальных посещений веб-сайта. Этот эффект статистически подтверждён, хотя слабее, чем по Crunchbase. Возможно, различие обусловлено тем, что Crunchbase мог собирать данные преимущественно по стартапам с более высоким трафиком (некоторые компании в нашей выборке могли отсутствовать в Crunchbase Pro, из-за чего выборка 5.1 немного шире). Тем не менее, вывод остаётся тем же — трафик значимо влияет на выручку. Остальные коэффициенты в 5.1 близки к модели 5: возраст 0,1202 (p ~0,012), сотрудники 0,00256 (p<0.001), основатели 0,044 (незначимо), финансирование 0,047 (p ~0,028) — все направления совпадают.

В модели 5.2 использован показатель среднего недельного трафика (SimilarWeb), т.е. примерно в 4,33 раза меньше по величине, чем месячный, но логарифмически связанные величины. Оцененная эластичность оказалась $\widehat{\beta}_1 = 0,1102$, p = 0,0493 (около 5% значимости). Это очень близко к предыдущим оценкам (0,09—0,15). Незначительное отличие объясняется масштабом: переход от месячных к недельным просмотрам добавляет постоянную $\ln(4,33)$ к лог-трафику, что чуть меняет константу и наклон регрессии. В нашем случае коэффициент 0,1102 (для недельных данных) против 0,0923 (для месячных) — разница невелика и лежит в пределах стандартных ошибок. Статистическая значимость влияния трафика не изменилась, качество модели (Adj. R² ~0.479) тоже практически то же

самое. Это ожидаемо, так как выбор единицы времени (месяц или неделя) принципиально не влияет на выводы, поскольку логарифм сглаживает постоянный множитель времени.

Совокупно, модели 5, 5.1 и 5.2 показывают устойчивость результата: независимо от того, откуда взять данные о посещаемости (Crunchbase или SimilarWeb) и как измерять её (за месяц или за неделю), трафик стабильно и положительно ассоциирован с финансовой успешностью стартапа. Это важный аргумент в пользу нашей гипотезы и общий экономический факт — пользовательская база кормит бизнес. Продемонстрировав это, переходим к финальной, наиболее строгой модели, которая замыкает наш анализ цепочки $A/B \rightarrow \text{трафик} \rightarrow \text{выручка}$.

Модель 6 завершает анализ, проводя своеобразный экспериментальный тест гипотезы. В этой модели используется предсказанный трафик, генерируемый A/B-тестированием, в качестве регрессора для выручки. То есть, комбинируются результаты этапов 1 и 2: сначала оценивается, какой трафик «добавил» A/B каждой компании (по модели 3), затем проверяется, связан ли именно этот добавленный трафик с ростом выручки. Формальное уравнение:

$$\ln(\text{Revenue}_i) = \beta_0 + \beta_1 \ln(\widehat{\text{PredictedPageviews}}_i + 1) + \beta_2 \text{Age}_i + \beta_3 \text{Employees}_i + \beta_4 \text{Founders}_i + \beta_5 \ln(\text{Funding}_i) + \varepsilon_i, \quad (3.6)$$

где $\ln(\widehat{\text{PredictedPageviews}}_i)$ — логарифм прогнозного недельного трафика стартапа i , обусловленного использованием A/B (берется как разница между прогнозом трафика при A/B=1 и A/B=0, добавленная к базовому уровню, с +1 внутри логарифма для тех, у кого нулевой прогноз без A/B).

Коэффициент при $\ln(\widehat{\text{PredictedPageviews}}_i)$ получился $\hat{\beta}_1 = 0,1215$, что практически равно оценкам при фактическом трафике в моделях 5, 5.1, 5.2 (0,15—0,09). Этот коэффициент высоко статистически значим ($p = 0,0005$, на уровне 0,1%). Таким образом, A/B-индуцированный трафик имеет значимый позитивный эффект на выручку. По величине: +10% к трафику, полученному благодаря экспериментам, ассоциируются с $\sim +1.215\%$ к выручке. Поскольку этот трафик является единственным каналом воздействия A/B, можно заключить, что A/B-тестирование способствует росту доходов стартапа именно через привлечение дополнительной аудитории. Модель 6, по сути, подтверждает причинную цепочку: если бы A/B не увеличивал трафик, то и влияния на выручку бы не было; но поскольку мы видим значимый эффект через трафик, значит, гипотеза о посредничестве трафика поддерживается данными.

Другие переменные в модели 6 имеют сходные оценки с предыдущими моделями, что говорит о стабильности результатов. $\widehat{\beta}_2$ (Age) = 0,0859, но здесь $p = 0,0909$ (около 10%) — эффект возраста стал немного менее значимым (видимо, из-за снижения числа наблюдений в выборке или корреляции с Predicted Pageviews: молодые компании чаще не используют A/B, что учтено через нулевой предсказанный трафик). Тем не менее, знак остался положительным. Переменная Employees сохраняет высокий коэффициент 0,002291 ($p < 0,001$), практически идентичный прошлым моделям: команда влияет на выручку. Founders — 0.0009, по-прежнему нулевой и незначимый. $\ln(Funding_i)$ — 0,0806 ($p \approx 0,0056$, значим на 1%), то есть вклад инвестиций опять проявился, даже выше, чем в модели 4 (~0,08 против ~0,05 там). В целом, контрольные факторы дают тот же рисунок, за исключением чуть менее значимого возраста.

Статистика модели: коэффициент детерминации равен 0,584. Это максимальное значение среди всех рассмотренных моделей, что неудивительно — здесь учтена информация и о трафике, и о прочих ресурсах. Значение F-теста $\approx 45,71$ ($p < 0,0001$), модель значима в целом.

Модель 6, являющаяся финальной спецификацией, косвенно подтверждает ключевую гипотезу исследования. Выявлена статистически значимая положительная связь между объемом пользовательского трафика, генерируемого A/B-тестированием, и ростом выручки стартапов. Оцененный коэффициент ($\approx 0,12$) согласуется с предшествующими результатами и экономической интуицией. Данный показатель дополнительно верифицирует теоретические ожидания относительно механизмов воздействия A/B-тестирования.

Таким образом, с учетом ограничений моделирования, A/B-тестирование демонстрирует косвенное, но существенное положительное влияние на финансовую эффективность стартапов посредством увеличения пользовательского трафика. Полученные результаты акцентируют внимание на важности поведенческих метрик как ключевого механизма воздействия A/B-тестирования на экономические показатели. При этом прямого воздействия A/B-тестирования на выручку, не опосредованного аудиторией, не обнаружено. Данный вывод формирует целостную причинно-следственную цепочку, связывающую результаты этапа 1 (влияние A/B-тестирования на трафик) и этапа 2 (влияние трафика на выручку). Эта интерпретация верифицирует теоретические ожидания и углубляет понимание взаимосвязей между цифровыми экспериментами, пользовательским поведением и финансовыми показателями бизнеса. Детальные статистические показатели Модели 6 представлены в Таблице 3.2.

Таблица 3.2 – Результаты оценки моделей трафика на выручку

	Модель 4	Модель 5	Модель 5.1	Модель 5.2	Модель 6
Регрессоры	Зависимая переменная – годовая выручка компании за 2024 год				
Индикатор использования A/B	0,16	-	-	-	-
Остаточный трафик, «очищенный» от влияния A/B и тех. стека	0,07 **	-	-	-	-
Ежемесячные посещения веб- сайта (Crunchbase)	-	0,15 **	-	-	-
Ежемесячные посещения веб- сайта (SimilarWeb)	-	-	0,09 **	-	-
Еженедельные посещения веб-сайта (SimilarWeb)	-	-	-	0,11 **	-
Предсказанные значения посещений веб сайта (на основе модели 3)	-	-	-	-	0,012***
Возраст компании	0,12 **	0,09 **	0,12 **	0,12 **	0,09 .
Кол-во сотрудников	0,0024 ***	0,0025 ***	0,0026 ***	0,0026 ***	0,0023 ***
Кол-во основателей	-	0,07	0,04	0,05	0,00
Совокупные привлеченные инвестиции	0,11 ***	0,05 **	0,05 **	0,05 **	0,08 **
N (фирм)	231	231	226	226	231
R ² (Adj. R ²)	0,57 (0,55)	0,50 (0,49)	0,49 (0,48)	0,49 (0,48)	0,58 (0,57)
F-statistic	42,7***	43,8***	43,3***	43,4***	45,7***

Несмотря на то, что модель 6 построена по аналогии с двухшаговым методом наименьших квадратов (2SLS), важно подчеркнуть её условный характер. В этой работе в качестве инструмента используется лишь один основной фактор — внедрение инструментов A/B-тестирования. Для строгой инструментальной переменной необходимо, чтобы используемый фактор удовлетворял двум ключевым условиям: релевантности и экзогенности.

Релевантность подразумевает статистически значимое влияние инструмента на медиатор, в нашем случае — на трафик. Как было показано выше (модели первого этапа), использование А/В-тестов оказывает значимое воздействие на посещаемость, что подтверждается высоким уровнем значимости коэффициентов и достаточным значением F-статистики первого шага. Таким образом, требование релевантности для инструмента в данном случае можно считать выполненным.

Ещё одним способом оценки релевантности инструмента является использование квадрата t-статистики коэффициента при инструментальной переменной в модели первого шага. В ситуации, когда используется единственный инструмент, этот подход эквивалентен стандартной F-статистике на значимость в первой стадии двухшаговой регрессии. Согласно рекомендациям Staiger и Stock [41], а также Stock и Yogo [42], квадрат t-статистики должен превышать значение 10, чтобы инструмент можно было считать статистически сильным и избежать проблемы «слабого инструмента». В модели 2.1, описывающей влияние А/В-тестирования и технологического стека на трафик, t-статистика при индикаторе использования А/В составляет 3,28, что даёт $t^2 \approx 10,74$. Это значение превышает порог отсечения, что подтверждает достаточную релевантность выбранного инструмента и обоснованность его включения в оценку модели второго шага. Данный тест, в совокупности с экономической логикой влияния А/В на трафик, укрепляет аргументацию в пользу использованного инструментального подхода, несмотря на его условный характер.

Однако более серьезное ограничение касается условия экзогенности. Формально инструментальная переменная должна влиять на зависимую переменную (выручку) исключительно через промежуточный фактор (трафик). В нашей ситуации возможно наличие дополнительных каналов влияния внедрения А/В-тестов непосредственно на доход компании, минуя трафик, например, за счёт повышения конверсии и эффективности продаж без привлечения дополнительных посетителей. Подобная ситуация нарушала бы требование экзогенности и, соответственно, ставила бы под сомнение строгую корректность инструментальной переменной.

В модели также присутствует дополнительная переменная — технологический стек компании. Несмотря на её значимое влияние на трафик, использовать её в качестве полноценного второго инструмента не представляется возможным. Это связано с тем, что компании, использующие большее количество веб-технологий, скорее всего, обладают прямыми преимуществами в монетизации, улучшении конверсии и увеличении доходов, независимо от уровня трафика. Таким образом, технологический стек не соответствует критерию экзогенности и не может быть использован как полноценный инструмент для строгой 2SLS модели.

Вследствие этого формальное проведение теста на сверхидентифицирующие ограничения (тест Саргана—Хансена) оказывается неуместным. Даже если бы этот тест был применён к текущему набору инструментов (А/В-тесты и тех. стек), скорее всего, он подтвердил бы наличие эндогенности из-за прямого воздействия тех. стека на выручку. В результате использование данного теста не способствовало бы доказательству чистой причинности между А/В-тестами, трафиком и выручкой.

Таким образом, полученные оценки по модели 6 не позволяют с полной уверенностью говорить о наличии причинной связи между использованием А/В-тестирования и выручкой через медиатор в виде трафика. Модель следует рассматривать как приближение к инструментальной схеме, но не как строгую 2SLS-оценку в классическом понимании. Несмотря на это, результаты дают основание предполагать, что ключевой путь влияния А/В-инструментов на финансовую результативность стартапов проходит через изменение объёма пользовательского трафика. Для более точного установления причинности необходимы дополнительные исследования с применением внешних и заведомо экзогенных факторов — например, политик доступа к А/В-инфраструктуре или неожиданных изменений в условиях внедрения технологий, не зависящих напрямую от самой компании.

3.5 Оценка итогового эффекта А/В тестирования на выручку компании

Для количественной оценки возможного влияния А/В-тестирования на финансовые результаты компаний в работе использован поэтапный расчёт на основе объединения моделей 3 и 6. Первая модель описывает связь между использованием А/В-инструментов и изменением веб-трафика, а вторая — между трафиком и годовой выручкой. Такой подход позволяет оценить совокупный, опосредованный эффект практики экспериментирования на выручку, принимая во внимание, что прямое влияние А/В на финансовые метрики является скорее исключением, чем нормой, и редко поддаётся прямому измерению.

Согласно результатам модели 3, использование А/В-тестирования связано со средним увеличением логарифма еженедельных просмотров страниц на 0.759. В модели 6 коэффициент при логарифме предсказанных просмотров составляет 0.121, что отражает чувствительность логарифма выручки к изменению пользовательской активности. Перемножив указанные оценки, получаем совокупный эффект А/В на логарифм выручки:

$$\Delta \ln(\text{Revenue}_i) = 0,759 \times 0,121 = 0,092 \quad (3.7)$$

В пересчёте на относительное изменение это даёт примерно 9,6% прироста ($\exp(0,092) - 1 \approx 0,096$). Однако данный численный результат не следует трактовать как точную оценку вклада одного фактора в итоговый бизнес-показатель. Он скорее служит ориентиром того, каким может быть средний эффект в совокупности факторов, отражённых в модели: культуры экспериментирования, зрелости продуктовой аналитики, характера взаимодействия с пользователями и т.д.

3.6 Интерпретация результатов и ограничения исследования

Полученные результаты подтверждают наличие статистически значимой положительной связи между использованием A/B тестирования и ростом пользовательской активности (в частности, количества просмотров страниц), а также демонстрируют ограниченные основания для утверждения о прямом влиянии A/B тестирования на финансовые метрики, такие как выручка. Однако эти результаты следует интерпретировать с учётом методологических особенностей и ограничений исследования.

Во-первых, важно отметить, что в современной практике продуктовой и бизнес-аналитики влияние A/B тестов на прибыль редко измеряется напрямую. Как правило, компании строят иерархию метрик, в которой A/B тестирование применяется к относительно локальным продуктовым показателям: например, кликабельности элемента интерфейса, конверсии в регистрацию или среднему времени на сайте. Эти метрики, в свою очередь, косвенно влияют на бизнес-показатели более высокого уровня (выручка, прибыль, LTV и др.). В рамках данной логики влияние A/B тестов реализуется через промежуточные поведенческие метрики, и лишь затем может агрегироваться на уровень общей финансовой эффективности. Исходя из этого, подход, реализованный в настоящем исследовании — оценка влияния A/B тестирования на агрегированные показатели трафика и прибыли — следует рассматривать как попытку зафиксировать опосредованный эффект практики экспериментирования на уровень компании.

Во-вторых, переменная в настоящем исследовании отражает не конкретный результат A/B теста, а лишь факт того, что компания применяла подобную практику. Таким образом, она представляет собой прокси-переменную для наличия культуры принятия решений на основе данных и экспериментирования. Это может объяснить наблюдаемый

положительный эффект на пользовательскую активность: компании, использующие A/B тесты, чаще занимаются итеративной оптимизацией интерфейса, каналов привлечения и взаимодействия с пользователем. Однако влияние этой практики на финансовые метрики может быть размыто различными внутренними и внешними факторами (разные бизнес-модели, каналы монетизации, длительность цикла продаж и др.).

Сбор комплексных данных, отражающих всю цепочку от экспериментов до выручки, зачастую невозможен: в реальной компании аналитика выстраивается на локальных уровнях, редко доходя до финального уровня метрик, доступных внешним исследователям. Это накладывает ограничения на внешнюю валидацию моделей. A/B-тесты в реальности редко оцениваются через прибыль — вместо этого строятся связи между улучшением локальных метрик (например, повышение CTR на 2%) и потенциальной выручкой по историческим данным.

Наконец, следует подчеркнуть, что доступные для анализа данные ограничены в ряде ключевых аспектов. В частности, отсутствует информация о длительности и контексте конкретных A/B тестов, их цели, уровне охвата пользователей, а также конкретных изменениях, которые тестировались. Кроме того, показатели прибыли агрегированы за год, тогда как данные по просмотрам представлены с недельной и месячной частотой, что требует дополнительных допущений при интерпретации модели. Все эти аспекты определяют ограниченность полученных каузальных выводов.

Тем не менее, с учётом этих допущений, результаты исследования можно интерпретировать как косвенное эмпирическое подтверждение того, что наличие A/B практик связано с улучшением пользовательских метрик, и что эти метрики потенциально могут выступать каналом влияния на бизнес-результаты. Таким образом, проведённый двухшаговый анализ соответствует логике: A/B → трафик → выручка, отражая более реалистичную структуру воздействия, принятую в прикладной аналитике. Это приближает исследование к реальным условиям работы стартапов и может быть полезно как основа для дальнейших более точных исследований на микроданных.

Выводы по Главе 3

Глава 3 была посвящена эмпирическому анализу влияния A/B-тестирования на выручку стартапов, используя многоступенчатый эконометрический подход. Начальный анализ подтвердил прямую связь между использованием A/B-тестирования и трафиком, а также

трафика с выручкой. Однако критически важно, что прямое влияние А/В-тестирования на выручку, независимое от увеличения аудитории, не было обнаружено.

Ключевой вывод заключается в том, что А/В-тестирование повышает выручку стартапов косвенно, выступая катализатором роста пользовательского трафика. Полученный коэффициент ($\approx 0,12$) демонстрирует устойчивость и согласуется с экономическими ожиданиями. Эта двухэтапная причинно-следственная связь (А/В-тестирование \rightarrow Трафик \rightarrow Выручка) подтверждает наши теоретические предположения и углубляет понимание механизмов влияния цифровых экспериментов на финансовые показатели.

Вместе с тем, исследование выявило ряд ограничений, таких как специфика используемой прокси-переменной для выручки и возможное наличие других, неучтенных каналов влияния. Несмотря на эти ограничения, результаты обеспечивают важные эмпирические доказательства значимости А/В-тестирования для роста стартапов, подчеркивая его роль в оптимизации взаимодействия с пользователями и повышении коммерческой эффективности.

Заключение

В настоящем исследовании была рассмотрена взаимосвязь между применением A/B-тестирования и результативностью SaaS-компаний, с акцентом на такие ключевые показатели, как трафик и годовая выручка. Эмпирическая часть анализа опиралась на панель данных, охватывающую 231 технологическую компанию, для которых были доступны сведения о цифровой активности пользователей и финансовых результатах.

Полученные результаты позволяют выделить несколько устойчивых закономерностей. Во-первых, наличие практики A/B-тестирования статистически значимо связано с ростом пользовательской вовлечённости, выражающейся в увеличении количества просмотров страниц. Этот эффект сохраняется даже при контроле за размерами команды, уровнем технологической оснащённости и иными параметрами. Таким образом, можно утверждать, что A/B-тестирование способствует повышению цифровой активности аудитории, выступая в роли инструмента, улучшающего взаимодействие пользователей с продуктом.

Во-вторых, прямое влияние A/B-тестирования на выручку не выявлено. Однако при использовании двухшагового аналитического подхода установлено, что рост трафика, вызванный экспериментальной практикой, может опосредованно способствовать увеличению доходов компании. При этом важно подчеркнуть, что в рамках исследования A/B-тестирование рассматривается не как отдельное действие, а как индикатор присутствия системного подхода к управлению продуктом и принятию решений на основе данных.

Итоговая оценка совокупного эффекта показывает, что компании, регулярно применяющие A/B-тестирование, в среднем демонстрируют прирост выручки в диапазоне 9–10%. Данный результат не следует абсолютизировать, однако он указывает на потенциальные преимущества, которыми обладают организации, интегрировавшие культуру экспериментирования в свою операционную модель.

С теоретической точки зрения работа дополняет существующую литературу по стратегическому управлению стартапами, подтверждая значение подхода к продуктовым решениям. Даже при отсутствии детальной информации о конкретных результатах отдельных тестов, культура регулярного тестирования оказывается связанной с позитивной динамикой ключевых метрик эффективности.

Практическая значимость исследования заключается в том, что его результаты могут служить основанием для рекомендаций технологическим компаниям — особенно находящимся на ранней стадии развития — встраивать A/B-тестирование не только как

технический инструмент, но как элемент общей управленческой логики. При этом эффективность такой практики определяется не только наличием соответствующих ресурсов, но и зрелостью внутренних процессов: от формулирования гипотез до интеграции результатов в продуктовую стратегию.

Несмотря на ряд ограничений, связанных с доступностью и спецификой данных, проведённый анализ демонстрирует, что экспериментальные практики действительно могут рассматриваться как часть более широкой стратегии устойчивого роста. Представленные выводы могут быть полезны как исследователям в области цифрового предпринимательства, так и практикам, работающим на пересечении аналитики, управления продуктом и инновационного бизнеса.

Список литературы

1. Kohavi R., Tang D., Xu Y. Trustworthy online controlled experiments: A practical guide to a/b testing. – Cambridge University Press, 2020.
2. Koning R., Hasan S., Chatterji A. Experimentation and start-up performance: Evidence from A/B testing //Management Science. – 2022. – V. 68. – №. 9. – P. 6434-6453.
3. Levinthal D. A. Mendel in the C-Suite: Design and the Evolution of Strategies //Strategy Science. – 2017. – V. 2. – №. 4. – P. 282-287.
4. Steen E. V. A formal theory of strategy //Management Science. – 2017. – V. 63. – №. 8. – P. 2616-2636.
5. Ghemawat P. Commitment. – Simon and Schuster, 1991.
6. Gans J. S., Stern S., Wu J. Foundations of entrepreneurial strategy //Strategic Management Journal. – 2019. – V. 40. – №. 5. – P. 736-756.
7. Cohen W. M., Levinthal D. A. Fortune favors the prepared firm //Management science. – 1994. – V. 40. – №. 2. – P. 227-251.
8. Kohavi R., Longbotham R. Online controlled experiments and A/B tests //Encyclopedia of machine learning and data mining. – 2015. – P. 1-11.
9. Camuffo A. et al. A scientific approach to entrepreneurial decision making: Evidence from a randomized control trial //Management Science. – 2020. – V. 66. – №. 2. – P. 564-586.
10. Xu, Ya. 2015. Why Experimentation is so Important for LinkedIn. URL: <https://engineering.linkedin.com/ab-testing/why-experimentation-so-important-linkedin> (дата обращения: 07.09.2023)
11. McMullen J. S., Shepherd D. A. Entrepreneurial action and the role of uncertainty in the theory of the entrepreneur //Academy of Management review. – 2006. – V. 31. – №. 1. – P. 132-152.
12. McGrath R. G., MacMillan I. C. The entrepreneurial mindset: Strategies for continuously creating opportunity in an age of uncertainty. – Harvard Business Press, 2000. – V. 284.
13. Ries E. How today's entrepreneurs use continuous innovation to create radically successful businesses //The lean startup. – 2011.
14. March J. G. Exploration and exploitation in organizational learning //Organization science. – 1991. – V. 2. – №. 1. – P. 71-87.
15. Brynjolfsson E., McElheran K. The rapid adoption of data-driven decision-making //American Economic Review. – 2016. – V. 106. – №. 5. – P. 133-139.

16. Azevedo E. M. et al. A/b testing with fat tails //Journal of Political Economy. – 2020. – V. 128. – №. 12. – P. 4614-000.
17. Girotra K., Terwiesch C., Ulrich K. T. Idea generation and the quality of the best idea //Management science. – 2010. – V. 56. – №. 4. – P. 591-605.
18. Camerer C., Lovallo D. Overconfidence and excess entry: An experimental approach //American economic review. – 1999. – V. 89. – №. 1. – P. 306-318.
19. David P. A. Technical choice innovation and economic growth: essays on American and British experience in the nineteenth century. – Cambridge University Press, 1975.
20. Hendel I., Spiegel Y. Small steps for workers, a giant leap for productivity //American Economic Journal: Applied Economics. – 2014. – V. 6. – №. 1. – P. 73-90.
21. Azoulay P. et al. Age and high-growth entrepreneurship //American Economic Review: Insights. – 2020. – V. 2. – №. 1. – P. 65-82.
22. Gompers P. et al. Performance persistence in entrepreneurship //Journal of financial economics. – 2010. – V. 96. – №. 1. – P. 18-32.
23. Eesley C. E., Roberts E. B. Are you experienced or are you talented?: When does innate talent versus experience explain entrepreneurial performance? //Strategic Entrepreneurship Journal. – 2012. – V. 6. – №. 3. – P. 207-219.
24. Chatterji A. K. Spawned with a silver spoon? Entrepreneurial performance and innovation in the medical device industry //Strategic management journal. – 2009. – V. 30. – №. 2. – P. 185-206.
25. Sorensen J., Chang P. Determinants of successful entrepreneurship: A review of the recent literature //Available at SSRN 1244663. – 2006.
26. Baron R. A., Markman G. D. Beyond social capital: The role of entrepreneurs' social competence in their financial success //Journal of business venturing. – 2003. – V. 18. – №. 1. – P. 41-60.
27. Zhao H., Seibert S. E., Lumpkin G. T. The relationship of personality to entrepreneurial intentions and performance: A meta-analytic review //Journal of management. – 2010. – V. 36. – №. 2. – P. 381-404.
28. Navis C., Ozbek O. V. The right people in the wrong places: The paradox of entrepreneurial entry and successful opportunity realization //Academy of Management Review. – 2016. – V. 41. – №. 1. – P. 109-129.
29. Camerer C., Lovallo D. Overconfidence and excess entry: An experimental approach //American economic review. – 1999. – V. 89. – №. 1. – P. 306-318.
30. Artinger S., Powell T. C. Entrepreneurial failure: Statistical and psychological explanations //Strategic management journal. – 2016. – V. 37. – №. 6. – P. 1047-1064.

31. Hsu D. H. What do entrepreneurs pay for venture capital affiliation? //The journal of finance. – 2004. – V. 59. – №. 4. – P. 1805-1844.
32. Nanda R., Rhodes-Kropf M. Investment cycles and startup innovation //Journal of financial economics. – 2013. – V. 110. – №. 2. – P. 403-418.
33. Chan J. M., Yazdanifard R. How social media marketing can influence the profitability of an online company from a consumer point of view //Journal of Research in Marketing (ISSN: 2292-9355). – 2014. – V. 2. – №. 2. – P. 157-160.
34. Benitez J. et al. How corporate social responsibility activities influence employer reputation: The role of social media capability //Decision Support Systems. – 2020. – V. 129. – P. 113223.
35. Tingbani I. Working capital management and profitability of UK firms: a contingency theory approach : дис. – Bournemouth University, 2015.
36. Dolega L., Rowe F., Branagan E. Going digital? The impact of social media marketing on retail website traffic, orders and sales //Journal of Retailing and Consumer Services. – 2021. – V. 60. – P. 102501.
37. Ikaşowa T., Klepek M. The impact of website performance on business sales //Financial Internet Quarterly. – 2024. – V. 20. – №. 1. – P. 81-90.
38. Mithas S. et al. Information technology and firm profitability: mechanisms and empirical evidence //Mis Quarterly. – 2012. – P. 205-224.
39. Usman B., Tandelilin E. Internet search traffic and its influence on liquidity and returns of Indonesia stocks: An empirical study //Journal of Indonesian Economy and Business: JIEB. – 2014. – V. 29. – №. 3. – P. 203.
40. Almestarihi R. et al. Measuring the ROI of paid advertising campaigns in digital marketing and its effect on business profitability. – 2024.
41. Staiger D. O., Stock J. H. Instrumental variables regression with weak instruments. – 1994.
42. Stock, J. H., & Yogo, M. (2005). Testing for Weak Instruments in Linear IV Regression. In D. W. K. Andrews & J. H. Stock (Eds.), Identification and Inference for Econometric Models: Essays in Honor of Thomas Rothenberg (pp. 80—108). Cambridge University Press.

Выпускная квалификационная работа выполнена мной совершенно самостоятельно. Все использованные в работе материалы и концепции из опубликованной научной литературы и других источников имеют ссылки на них.

Объем работы 49 лист(ов).

Объем приложений 0 листа(ов).

« __ » июня 2025 г.

(подпись)

/ Боботов Антон Никитич /