

Федеральное государственное образовательное бюджетное учреждение
высшего образования

**«ФИНАНСОВЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ПРИ ПРАВИТЕЛЬСТВЕ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ»**

Факультет информационных технологий и анализа больших данных
Департамент анализа данных и машинного обучения

Выпускная квалификационная работа

на тему: «Моделирование стоимости интеллектуального капитала в условиях
цифровизации предприятия»

Направление подготовки: 01.03.02 Прикладная математика и информатика

Профиль: Анализ данных и принятие решений в экономике и финансах

Выполнил студент учебной группы

ПМ19-4

Качуляк Маргарита Григорьевна



Научный руководитель работы

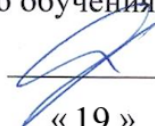
профессор Департамента анализа данных
и машинного обучения, д.э.н., доцент

Михайлова Светлана Сергеевна



**ВКР соответствует предъявляемым
требованиям:**

Руководитель Департамента анализа данных
и машинного обучения, к.т.н., доцент



Д.А. Петросов

« 19 » мая 2023 г

Москва 2023 г.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
Глава 1. Теория формирования и использования интеллектуального капитала в условиях цифровизации	6
1.1. Сущность и особенности формирования интеллектуального капитала организации	6
1.2. Развитие теории интеллектуального капитала в условиях цифровизации экономики.....	12
1.3. Анализ статистических методов оценки интеллектуального капитала	17
1.4. Выводы к Главе 1	22
Глава 2. Методологические основы оценки интеллектуального капитала в условиях цифровизации	23
2.1. Выбор концептуальных моделей оценки влияния интеллектуального капитала на результаты деятельности компаний и постановка гипотез.....	23
2.2. Анализ компаний российского рынка для целей моделирования	30
2.3. Сбор и первичный анализ данных	36
2.4. Выводы к Главе 2	43
Глава 3. Анализ моделей оценки интеллектуального капитала в условиях цифровизации.....	45
3.1. Оценка стоимости интеллектуального капитала и его составляющих .	45
3.2. Моделирование производственной функции и стратегическое прогнозирование темпа роста выручки.....	54
3.3. Выводы к Главе 3	62
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	64
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	66
ПРИЛОЖЕНИЕ.....	71

ВВЕДЕНИЕ

В эпоху цифровой трансформации и широкого использования информационно-коммуникационных технологий, можно наблюдать, как категории "капитал" и "потенциал" переходят в интеллектуальную сферу. Исторический опыт многих стран показывает, что накопление знаний является ключевым фактором воспроизводства материального благосостояния.

Этот факт усиливает необходимость в оценке стоимости интеллектуального капитала, что позволило бы компаниям определить ценность своих цифровых и интеллектуальных активов на уровне оценки бизнеса в целом. Однако проведение такой оценки осложняется отсутствием универсальных методик и рекомендаций, а также широкой интерпретируемостью интеллектуального капитала.

Актуальность темы исследования полностью обоснована тем фактом, что система научно-практического управления интеллектуальным капиталом хозяйствующих субъектов на современном этапе цифрового развития признана императивной представителями как научного сообщества, так и бизнес-среды.

Существующие методы оценки не учитывают инвестиций в определенного рода программные продукты и развитие в целом. В расчеты включены только результаты интеллектуальной деятельности. Поэтому в текущем исследовании для определения эффективности управления инвестициями принято решение дополнительно изучить влияние инвестиций в интеллектуальный капитал.

Целью исследования является моделирование стоимости интеллектуального капитала предприятия, находящегося в условиях цифрового развития.

Для достижения цели были поставлены и достигнуты следующие задачи:

- изучены основные категории интеллектуального капитала и его роль в развитии предприятия;

- проведен анализ существующих методов оценки интеллектуального капитала предприятия;
- отобраны компании для исследования, которые являются лидерами по внедрению цифровых технологий в своей отрасли;
- исследованы методологические основы оценки интеллектуального капитала предприятия;
- построены модели, которые показывают, как интеллектуальный капитал и его компоненты влияют на финансовый результат компаний, реализующих стратегию цифровой трансформации;
- оценено влияние инвестиций в НИОКР на результат деятельности компании;
- проведено стратегическое моделирование темпов выручки предприятия.

Объект исследования: интеллектуальный капитал ведущих российских компаний, использующих цифровые технологии в основной деятельности.

Предмет исследования: математические модели и методы оценки интеллектуального капитала предприятий.

Методологическая база исследования включает анализ работ А.С. Ветрова, А.А. Быковой, М.А. Молодчик, Д.В. Суходоева, Е.Н. Зенового, Л.Ф. Суходоевой, У.Х.А. Джонсона, А. Григореску, Б. Эберхарда, Л. Эдвинссона, Р. Холла и Р. Петти. Кроме теоретического обзора литературы для достижения цели работы использовались следующие методы для анализа: описательная статистика, корреляционный анализ, множественная регрессия, анализ мультиколлинеарности, анализ гетероскедастичности, анализ автокорреляции.

Научная новизна: предложен подход к стратегическому моделированию темпа роста выручки одной из исследуемых компаний на основе производственных функций, которые определяют динамику выручки компании за счет объема инвестиций в НИОКР и интеллектуального капитала.

Практическая значимость: исследование позволяет компаниям, которые используют цифровые технологии, оценивать эффективность использования интеллектуального капитала.

Структура работы: ВКР состоит из трех глав. В первой главе рассмотрены определения интеллектуального капитала, сформулированные ранее, отражен анализ существующих методов оценки интеллектуального капитала, а также рассмотрена концепция интеллектуального капитала в условиях цифровой трансформации. Во второй главе выдвинуты гипотезы для исследования и предложено несколько вариантов для моделирования стоимости интеллектуального капитала с целью определения степени ее влияния на рост выручки фирмы. Также в этой главе происходит выбор компаний для моделирования и представлена описательная статистика и корреляционный анализ данных. В заключительной главе проведено построение моделей. Происходит проверка уровня значимости коэффициента добавленной стоимости интеллектуального капитала и затрат на НИОКР в формировании выручки компании. Также в этой главе представлены результаты стратегического прогнозирования роста выручки компании «Газпром» на 3 периода по пяти сценариям с помощью производственных функций.

Апробация результатов исследования: результаты исследования были представлены на Международной научно-практической конференции студентов и аспирантов «Цифровизация экономики и финансов: модели, методы и исследования», 20–21 апреля 2023 г., г. Москва. Тема доклада «Моделирование стоимости интеллектуального капитала в условиях цифровизации предприятия».

Работа состоит из 70 страниц, 16 таблиц и 13 рисунков. Список используемых источников включает 40 наименований.

Глава 1. Теория формирования и использования интеллектуального капитала в условиях цифровизации

1.1. Сущность и особенности формирования интеллектуального капитала организации

XXI век ознаменовался развитием новой экономики, характеризующейся распространением и применением знаний в условиях глобализации и информатизации. Быстрое развитие инноваций и современных технологий все в большей степени зависит от развития интеллектуального капитала. Интеллектуальный капитал трактуется как совокупность знаний, умений, компетенций, которыми обладают сотрудники, нематериальных активов, связей и взаимоотношений с поставщиками и клиентами, поддерживающих эти связи инфраструктуры, имиджа и репутации.

При изучении теоретических аспектов применения интеллектуального капитала возникает множество проблемных аспектов, поскольку данная тематика требует многофакторного подхода в рамках изучения системы управления.

При проведении анализа экономической теории в настоящее время не до конца рассмотрены вопросы определения понятия интеллектуального капитала, поскольку данное понятие может быть рассмотрено с нескольких точек зрения. Также стоит отметить небольшое количество исследований в области маркетингового управления персоналом, поскольку данный аспект является многогранным и обусловлен сложностью цифровой трансформации общественной жизни. Постоянная модернизация цифрового пространства определяет многозадачность подходов и методик к определению маркетинговых инструментов в рамках определения стоимости цифровых продуктов и услуг. Совершенствование цифровых продуктов и услуг задает направленность развития системы управления персоналом, определяет дальнейшие тенденции его развития, способствует применению новых методов и форм управления интеллектуальным капиталом. Например, применение коучинга в организации позволяет снять напряжение и разрешить проблемные аспекты, накопившиеся в организации.

Проведенное исследование позволяет обосновать развитие концепции интеллектуального капитала, который является определяющим фактором развития конкурентоспособного предприятия и позволяет осуществить дальнейшее продвижение организации на рынке. Данное обстоятельство определено развитием цифровых технологий в области управления персоналом. Развитие интеллектуального капитала позволяет не только повысить уровень конкурентоспособности организации, но также сформировать качественное и непрерывное образование для квалифицированных кадров страны, что позволяет повысить цифровую образовательную структуру и обеспечивает экономическую системы новыми инновационными прорывами. Государство играет одну из ключевых ролей в формировании интеллектуального капитала, поскольку формирует расширение элементов цифрового образования. Взаимодействие государства и научно – исследовательских корпораций позволяет сформировать эффективную систему образования.

Для инновационного развития предприятий необходимо раскрыть потенциал всех компонентов интеллектуального капитала: человеческого, отношенческого, организационного капитала, адаптировать его к изменениям во внешней среде и получить устойчивое конкурентное преимущество. В то время как физические активы легче накапливать, активы, основанные на знаниях, специфичны, их нелегко заменить и трудно имитировать, поскольку такие активы требуют высокого уровня технологий. По этой причине высокотехнологичные компании могут иметь преимущество в накоплении активов, основанных на знаниях. Такие преимущества могут привести к созданию стоимости, повысить значимость интеллектуального капитала, а также финансовые показатели.

Интеллектуальный капитал (ИК) – это концепция, которая описывает процессы создания ценности и оценки эффективности компаний, учитывая активы, основанные на знаниях. Компании могут получить конкурентное преимущество в долгосрочной перспективе, используя нематериальные активы, связанные со знаниями. Важность связи между финансовыми

показателями и интеллектуальным капиталом довольно высока, так как для создания ценности и улучшения работы компании необходимо использовать не только материальные активы, но и нематериальные.

Интеллектуальный капитал включает в себя различные компоненты. Л. Эдвинсон, Р.Холл, Петти Р., Гатри Дж. И А.Пулик предлагают выделять два компонента интеллектуального капитала: капитал человека и капитал структуры, называемый иногда организационным капиталом [20,24,26,31]. Широкое распространение получила трехэлементная концепция, в которой к выделенным выше двум компонентам добавлена компонента капитала взаимоотношений с клиентами (клиентского капитала) [29]. На концептуальном уровне предполагается, что человеческий капитал включает в себя знания, навыки, компетентность, мотивацию, лояльность, приверженность и опыт сотрудников организации.

Суходоев Д.В. и Зенова Е.Н. [14] классифицируют человеческий капитал на элементы, называемые знаниями, навыками, мотивацией и капиталом решенных задач. Человеческий капитал также понимают как коллективную способность фирмы, состоящую из знаний и личностных качеств ее сотрудников.

Поскольку всеми этими свойствами обладают индивидуально, уход людей может вызвать потерю корпоративной памяти, что представляет собой потенциальную угрозу для организации.

В работе Суходоевой Л. Ф., Суходоева Д. В. и Стожаровой Т. В. [15] подчеркивают важность человеческого капитала для достижения устойчивого организационного преимущества фирмы. Общим во всех трактовках интеллектуального капитала является уникальность человеческого капитала, его значимость для достижения конкурентных преимуществ и создания стоимости организации. Как подчеркивает Джонсон [27, С. 565], большая часть рыночной стоимости фирмы достигается благодаря человеческому интеллекту и инновациям, которые включаются в понятие человеческого капитала.

Таким образом, человеческий капитал как элемент интеллектуального капитала увеличивает инновационный потенциал фирм, основанных на знаниях.

Организационный капитал – другой компонент, который является частью интеллектуального капитала, определяется как совокупность патентов, авторских прав, товарных знаков, баз данных, программных систем, а также распределительных сетей, цепочек поставок, организационных процедур, возможностей и культуры организации. Быкова А.А. и Молодчик М.А. [2] определяют структурный капитал как «то, что остается в компании, когда сотрудники уходят домой на ночь».

Стабильный и надежный структурный капитал мотивирует людей в организации постоянно учиться методом проб и ошибок. За счет структурного капитала создается такая организационная среда, которая способствует успеху, в то же время заставляя людей не бояться любых потенциальных ошибок, поскольку они должны постоянно учиться на своих ошибках.

Таким образом, структурный капитал является важнейшим элементом интеллектуального капитала, который помогает улучшать и поддерживать человеческий капитал.

Третья компонента интеллектуального капитала – клиентский капитал (капитал взаимоотношений) характеризует внешние связи организации. Он выражается в виде активов, накопленных за счет внешних связей фирм со всеми возможными заинтересованными группами, такими как поставщики, каналы сбыта, клиенты, конкуренты, правительство или любые торговые партнеры.

Петти Р. и Гатри Дж. [30] заявляют, что этот компонент охватывает названия компаний, лояльность клиентов, торговые марки, деловое сотрудничество, франчайзинговые и лицензионные соглашения. Эта форма капитала помогает создавать стоимость, заставляя фирму иметь благоприятные связи с членами делового сообщества за счет улучшения человеческого и структурного.

В то же время в связи с увеличением значения интеллектуальной деятельности для социально-экономического развития общества возникает необходимость решения трех главных проблем: защиты прав субъектов интеллектуальной собственности, эффективного использования результатов этой деятельности и правового обеспечения этого процесса.

В рамках данных проблемных аспектов понятие «управление интеллектуальной собственностью» определяется как системная деятельность, направленная на формирование конечного результата, который предполагает использование современных инновационных, цифровых технологий, позволяющих эффективно отслеживать развитие персонала, посредством применения творческой деятельности. Технология цифрового воздействия на человеческий капитал позволяет создание объектов интеллектуальной собственности.

Существуют следующие принципы управления интеллектуальной собственностью:

1. Принцип единоначалия. Предполагает наличие объекта и субъекта управления. В данном случае под объектом управления понимается конечный результат интеллектуальной деятельности. Субъект управления – это лицо, которое владеет правом собственности на результат интеллектуальной деятельности.
2. Принцип обратной связи, предполагает, что все компоненты интеллектуальной собственности имеют между собой тесное взаимодействие.
3. Принцип контроля включает в себя осуществление деятельности по регулированию возникающих проблемных аспектов в процессе эксплуатации интеллектуальной собственности.

Практические исследования показали, что в современном обществе цель маркетингового исследования определяет направленность развития интеллектуального капитала, поскольку позволяет эффективно наращивать интеллектуальное развитие и получать запланированный результат. Создание

наукоемкой отрасли способствует развитию интеллектуального капитала и позволяет наращивать конкурентоспособность ведущих предприятий страны, что в свою очередь развивает экономический, технологический, социальный потенциалы страны.

Маркетинговое управление интеллектуальным капиталом позволяет определить стратегии ценообразования, сформировать факторы спроса, определить условия, которые оказывают непосредственное влияние на развитие цифровых технологий. А также рассмотреть дальнейшие перспективы развития интеллектуального капитала.

Увеличение расходов на интеллектуальную деятельность может быть одним из показателей финансово-инвестиционной деятельности, направленной на развитие интеллектуального капитала. Важным аспектом в данном контексте является развитие коммерческих форм передачи инноваций, таких как торговля правами на интеллектуальную собственность в цифровой сфере бизнеса с помощью патентов и лицензий, создание совместных коллективов на основе инноваций, направленных на прямые инвестиции, экспортно-импортные операции, связанные с поставкой товаров и услуг, созданных с использованием современных цифровых технологий.

Хотя патентно-лицензионная торговля в цифровой сфере может быть эффективным инструментом для распространения новых идей, ее возможности ограничены несовершенством законодательства, что создает препятствия для ее развития в положительном направлении. Кроме того, совместное предпринимательство в Российской Федерации в цифровой сфере, касающееся передачи инноваций, не получило широкого распространения.

В цифровом бизнесе для эффективного маркетингового управления наукоемкой продукцией необходимо учитывать научные принципы и методы, систематизировать процессы управления, учитывать внутренние и внешние факторы, определяющие спрос, использовать ценовые стратегии и разрабатывать технологии стратегического маркетинга. Кроме того, для успешного научно-технического обмена и сотрудничества важно применять

экономический механизм передачи технологий между участниками соглашений.

Для эффективной организации цифрового бизнеса важно использовать такие инструменты, как брендинг и франчайзинг. Франчайзинг представляет собой отношения, в которых инвестор вкладывает средства в лицензию, что позволяет использовать известный и популярный бренд. Брендинг же помогает установить связь между брендом и потребителями цифровой продукции. Создание сайта в сети Интернет позволяет владельцу цифровой продукции напрямую общаться с потребителями, разрабатывать стратегии продвижения, а также осуществлять изменения в каналах распространения продукции и удерживать власть при продвижении бренда.

1.2. Развитие теории интеллектуального капитала в условиях цифровизации экономики

Цифровизация постепенно проникает во все сферы общественной жизни, внося изменения в устоявшиеся системы.

Современные цифровые технологии, возникшие в рамках четвертой промышленной революции, развиваются в геометрической прогрессии и распространяются в обществе намного быстрее, чем технологии, которые появились в предыдущих эпохах. Это объясняется наличием готовых цифровых сетей, созданных в период между 1950 и 2010 годами в рамках третьей информационной революции. Это значительно ускоряет процесс распространения новых технологий.

В перспективе цифровые технологии приведут к созданию множества новых рабочих мест в областях, таких как обработка больших объемов данных, развитие и управление искусственным интеллектом, разработка программного обеспечения и умных вычислительных технологий, а также управление умными роботами и их обучение.

Для работы в новых отраслях необходимы глубокие и разносторонние знания и навыки в области техники и математики. Поэтому, с появлением цифровой экономики и компаний, работающих в сфере цифровых технологий,

потребность в высококвалифицированных специалистах в областях научных исследований, инновационных технологий, инженерии и математике для цифровых технологий будет возрастать. Кроме того, требуется специалисты высокого уровня в области робототехники, искусственного интеллекта, машинного обучения, архитектуры виртуальной и дополненной реальности. Интерес к таким специалистам будет расти во всех сферах экономической деятельности.

Уже сегодня розничная торговля может использовать цифровые технологии, такие как электронная коммерция, мобильные приложения, системы управления запасами и лояльности, чтобы улучшить клиентский опыт и повысить эффективность продаж. Например, мобильные приложения могут предоставлять клиентам удобный доступ к каталогам продукции, онлайн-оплате и доставке.

Цифровая трансформация может иметь значительный эффект на тяжелую промышленность. Применение цифровых технологий, таких как интернет вещей (IoT), искусственный интеллект (AI), облачные вычисления и блокчейн, может улучшить производственные процессы, повысить безопасность, уменьшить затраты на обслуживание оборудования и оптимизировать управление поставками. IoT применим для мониторинга и управления оборудованием, чтобы предотвратить отказы и уменьшить время простоя. AI используется для улучшения качества продукции и оптимизации производственных процессов, а блокчейн может обеспечить безопасность цепочки поставок и улучшить прозрачность.

Добыча нефти и газа может использовать цифровые технологии, такие как IoT, AI и облачные вычисления, для мониторинга и управления производственными процессами, управления оборудованием и оптимизации поставок. Например, AI может помочь оптимизировать производственные процессы, IoT может использоваться для мониторинга и управления вышками и скважинами, а облачные вычисления могут помочь управлять большим количеством данных.

Отрасль строительства также активно использует цифровые технологии для оптимизации строительных процессов, улучшения качества и безопасности работ, а также повышения эффективности управления проектами.

Сегодня работники сталкиваются с новыми требованиями, помимо высоких профессиональных компетенций. В настоящее время необходимы хорошие знания в области цифровых технологий и инженерного и математического мышления, чтобы работать в информационных технологиях эффективно, ведь цифровые технологии продолжают проникать во все сферы управления и экономики. В условиях современного рынка труда профессиональное развитие становится непрерывным процессом, особенно если речь идет об интеллектуальном капитале.

В статье, написанной экономистами и политиками Румынской академии [23], рассматривается вопрос о влиянии цифровизации на изменение человеческого капитала в странах Центральной и Восточной Европы. Авторы статьи используют математические модели, чтобы исследовать, насколько человеческий капитал адаптирован к росту цифровизации в этих странах и технологическим изменениям. Они исследуют, как связаны различия в уровне цифровизации экономик с их влиянием на благосостояние населения.

В статье используются панельные данные, включающие такие показатели, как ВВП на душу населения, уровень инвестиций, количество рабочих часов персонала, применяющего ИКТ, индекс развития ИКТ и доля домохозяйств со стабильным подключением к интернету, индекс сетевой плотности, индекс человеческого капитала. Статистический обзор темпа развития цифровой экономики проводится в статье с помощью множественной регрессии, которая представляет собой основной математический метод. В статье также вводятся две двойные логарифмические модели для отображения различий в аспектах влияния развития цифровой экономики. Авторы предоставляют подробное статистическое описание переменных, таблицу проверки стационарности

данных (тесты на наличие единичного корня) и тестовые статистики, полученные в регрессионных моделях.

Главный вывод статьи заключается в том, что цифровизация имеет положительное влияние на уровень занятости в экономике. Авторы подчеркивают важность использования ИКТ и возможность решения многих проблем благодаря цифровым технологиям. Хотя авторы отмечают ограниченность данных, полученные модели все же обладают высокими коэффициентами детерминации. Значительное значение имеет то, что авторам удалось подобрать такой набор переменных в двух моделях, который позволил избежать мультиколлинеарности. Итоговые результаты исследования могут быть охарактеризованы как релевантные, так как проведен подробный анализ и дано полное обоснование подхода.

В исследовании от коллектива ученых из Испании, Австрии и Латвии с названием "Умная работа: трансформация рынка труда в ходе четвертой промышленной революции" были выделены ключевые навыки, которые, по мнению авторов, будут наиболее востребованы в связи с изменением общества [19]. Они подчеркивают значение предпринимательства и ИКТ, поскольку цифровизация экономики приводит к возникновению новых идей в сфере предпринимательства и возможностей для роста инноваций, а также влияет на создание новых рабочих мест в этой сфере деятельности. Кроме того, авторы делают необычный вывод о том, что социальные навыки становятся все более важными для успеха компаний и продаж, несмотря на уменьшение живого общения в эпоху развития ИКТ. Основной метод, используемый авторами, — это глубинные интервью и экспертная оценка.

Таким образом, на первый план выходит проблема сохранения и наращивания высокоэффективного интеллектуального капитала, особенно в современных условиях серьезных вызовов для внешнеэкономического развития России. Эта проблема обусловливается сильным санкционным и экономическим давлением на передовые отрасли российской экономики, в частности, связанные так или иначе с цифровизацией производственных

процессов [3]. Также высококвалифицированные кадры слабо мотивированы для того, чтобы остаться в нашей стране. Отсутствует единая система взаимодействия высококвалифицированных институтов общественной экономической деятельности: образование — коммерческие организации — государственные структуры. Необходимо в настоящее время не только удержать уже имеющийся интеллектуальный капитал путем привилегий, но и воспроизвести новый, основывающийся на фундаментальных системах образования, учитывающих современные реалии хаотичным образом меняющегося экономико-политического мира.

В условиях перехода к цифровой экономике необходимо обеспечить интеллектуальным капиталом все направления организации. К этим направлениям можно отнести:

- обеспечение бесперебойной работы предприятия;
- формирование единых информационных систем обеспечения деятельности предприятия;
- своевременный мониторинг кризисных ситуаций в сфере производственной деятельности предприятия.

Интеллектуальный капитал можно применять и формировать в определенных объектах инфраструктурных составляющих предприятия любой сферы деятельности и направления.

Таким образом, задачами цифровизации экономических решений в области перемещения и использования интеллектуального капитала могут стать:

- структурирование системы регулирования движения и применения интеллектуального капитала, основанного на гибком подходе к использованию цифровой экономики;
- подготовка высококвалифицированных отечественных IT-специалистов для целей цифровизации экономической инфраструктуры предприятия;

- создание и внедрение сетевых облачных IT-платформ на базе отечественных разработок в сферах экономического регулирования рынков сбыта, а также в сфере управления и для оказания услуг;
- обеспечение информационной и экономической безопасности благодаря применению IT-разработок при передаче, обработке и хранении объединенных данных, обеспечивающих гарантию защиты интересов предприятия;
- внедрение передовых информационных технологий в приоритетные отрасли и области деятельности организации;
- применение комплексного финансирования программ, в том числе венчурного финансирования по разработке и реализации внедрения цифровых технологий на базе создания облачных платформ в коммерческих структурах.

1.3. Анализ статистических методов оценки интеллектуального капитала

Выделяют несколько подходов к измерению интеллектуального капитала. В результате анализа зарубежных и российских работ различных авторов удалось создать классификацию существующих методов, которые могут быть использованы для проведения текущих исследований в области интеллектуального капитала. (Таблица 1).

Таблица 1.

Группы методов, используемых для оценки интеллектуального капитала.

1. Методы рыночной капитализации (MCM)		
Комбинированная информация балансового отчета (MB)		Мультипликатор Тобина (Tobin's Q)
2. Методы прямого измерения (DIC)		
Технический брокер (Technology broker)	Метод измерения НМА FiMIAM	Метод оценки гудвила (GW)
3. Методы подсчета очков (SC-методы)		
Монитор НМА		Метод "Scandia Navigator"
4. Методы отдачи на активы (ROA)		
Метод дохода на активы ROA		Метод добавленной стоимости интеллектуального капитала (VAIC)
5. Методы оценки НМА		
Сравнительный (рыночный) подход		Доходный подход

Источник: составлено автором.

Методы первой группы (методы рыночной капитализации (Market Capitalization Methods – MCM)) заключаются в определении разницы между рыночной стоимостью и чистыми активами организации, где рыночная стоимость может быть определена двумя способами: путем оценки текущей стоимости будущих денежных потоков с применением дисконтирования или путем оценки рыночной цены компании, основанной на ее текущей рыночной капитализации.

Одна из стратегий, которую использует группа — это подход, основанный на анализе комбинированной информации балансового отчета. Он включает в себя расчет отношения между рыночной и балансовой стоимостью, которое называется market-to-book ratio (MB) [20]. Этот метод широко используется из-за своей простоты в вычислениях, но не является достаточно точным для оценки интеллектуального капитала, потому что рыночная стоимость организации не отражает полностью стоимость её интеллектуального капитала.

Существует другой подход к расчету MCM, который называется методом мультипликатора Д. Тобина. Он основывается на соотношении между рыночной капитализацией и стоимостью замещения реальных активов или балансовой стоимостью [34]. Если коэффициент Q больше единицы, то использование интеллектуального капитала эффективно и приносит

дополнительную прибыль, а обратная ситуация говорит о том, что компания недооценивается рынком или у нее есть проблемы с бизнес-процессами и менеджментом. Многие западные компании используют этот коэффициент в своей практической деятельности, так как он имеет преимущества перед другими методами ввиду доступности для понимания и интерпретируемости. Важно отметить, что при использовании метода мультипликатора Д. Тобина не учитываются некоторые факторы, которые могут оказывать влияние на рыночную стоимость, поэтому полученная оценка интеллектуального капитала будет только приблизительной.

Методы прямого измерения (DIC) используются для оценки и выявления отдельных компонентов интеллектуального капитала в денежном выражении. Затем эти оценки суммируются для получения общей оценки интеллектуального капитала.

Также этой группе принадлежит метод Технического брокера "Technology Broker" Э. Бруккинга [18], который заключается в анализе ответов на 20 вопросов о важнейших составляющих нематериальных активов компании, с целью определения их стоимости.

Один из методов измерения нематериальных активов, известный как FiMIAM И. Родова [32], основывается на финансовом подходе и включает в себя три структуры интеллектуального капитала: человеческий, клиентский и структурный.

Еще один метод, который относится к этой группе, это оценка гудвилла (GW), основанная на показателе деловой активности, который использует мультипликативную модель для определения стоимости бизнеса.

На практике, для измерения деловой активности, часто используется средний объем продаж за последние несколько лет. Однако, несмотря на его потенциальную эффективность, сложность заключается в расчете коэффициента-мультипликатора k для различных отраслей бизнеса на основе статистических данных, это является его недостатком. Это приводит к тому,

что рассчитанная таким образом стоимость может быть весьма субъективной и не отражать результаты деятельности компании достоверно.

В отличие от традиционных финансовых показателей, методы, основанные на прямых измерениях, дают более точную оценку деятельности компании, но главный их недостаток заключается в отсутствии возможности проводить сравнение с другими компаниями, поскольку каждая компания создает свой уникальный набор показателей на основе своих бизнес-планов и стратегий. Кроме того, доступ к таким показателям может быть ограничен, и внешние пользователи могут не иметь доступа к этой информации.

Третья группа (Scorecard Methods – SC) предполагает идентификацию различных компонент интеллектуального капитала, для которых в дальнейшем путем подсчета баллов находятся индексы и индикаторы.

Например, согласно К.-Э. Свейби [40], метод НМА опирается на выявлении внутренней и внешней структуры организации, а также на оценку квалификации персонала. Этот метод не учитывает финансовые аспекты, так как автор утверждает, что прибыль компании зависит только от людей, а не от финансовых показателей. Он подчеркивает важность человеческого потенциала для успеха организации.

Один из подходов к оценке интеллектуального капитала компании, представленный в статье, – это метод бизнес-навигатора, разработанный компанией «Scandia Navigator» [21]. Согласно этому методу, интеллектуальный капитал компании состоит из двух компонентов: человеческого и структурного капиталов. Отчет по интеллектуальному капиталу, составленный по данному методу, включает в себя 112 условий оценки. Выручка на одного работника, его средний возраст, доля сотрудников с ученой степенью и расходы на обучение персонала являются некоторыми из них.

Хотя модели данной группы могут оценить степень развития различных направлений организации и провести детальный анализ составляющих интеллектуального капитала, использование этих моделей требует

значительного временного и интеллектуального вложения, что делает процесс их применения кропотливым.

Следующая группа использует финансовый подход для измерения эффективности активов. Они применяют методы "Return on Assets" (ROA), которые основываются на сравнении средней прибыли до уплаты налогов с усредненной стоимостью материальных активов.

Эта группа методов включает:

- Метод, разработанный Т. Стюартом и другими авторами [33], который использует среднегодовой доход на активы ROA для оценки эффективности использования активов организацией. Для этого метода необходимо сравнить среднегодовой доход на активы организации с нормализованным среднеотраслевым ROA.
- Метод, предложенный А. Пулликом [31], который называется методом добавленной стоимости интеллектуального капитала (VAIC). Он использует три типа ресурсов компании: добавленную стоимость физического капитала (CEE), добавленную стоимость человеческого капитала (HCE) и добавленную стоимость структурного капитала (SCE). VAIC помогает определить эффективность использования всех трех типов ресурсов компанией.

Достоинствами модели этой группы можно считать доступность данных и простоту расчетов, однако такие подходы снижают цену интеллектуального капитала из-за отсутствия учета фактора времени.

В заключительной группе методов для оценки НМА, включены методы сравнительного (рыночного) и доходного подходов.

Первый метод определяет стоимость интеллектуального капитала, основываясь на цене сделок купли-продажи аналогичных НМА, используя метод роялти или метод прямого сравнения продаж.

Второй метод, разработанный Э. Фламхольцем [22], опирается на расчет текущей стоимости будущих денежных потоков, генерируемых объектом в течение оставшейся экономической жизни. Для оценки выгоды

применяются методы преимущества в прибыли и расходах, а также учитывается их одновременное влияние.

1.4. Выводы к Главе 1

Интеграция новых технологий в бизнес-процессы может значительно усилить роль интеллектуального капитала. Цифровизация приводит к улучшению внутренних процессов компании, повышению эффективности и улучшению взаимодействия с клиентами. Однако, необходимо отметить, что роль человека в цифровой трансформации не уменьшается, а наоборот, усиливается. С развитием информационных технологий работники должны быть готовы к постоянному обучению и развитию своих компетенций. Только тогда компания сможет максимально эффективно использовать новые технологии и сохранить свою конкурентоспособность.

Проведенный анализ существующих методов, используемых для оценки интеллектуального капитала, позволяет обобщенно выделить 2 основных подхода к его нахождению.

Первый обобщает методы, в моделях которых для расчетов требуются специфичная внутрифирменная отчетность (методы прямого измерения и подсчета баллов), где авторы предлагают проведение дополнительных опросов, расчет коэффициентов и весов. Это позволяет дать более точную оценку деятельности компании, однако трудоемко, а экспертные оценки некоторых показателей и приводят к субъективности оценки.

Второй подход объединяет методы с использованием явных финансовых показателей компании, выделяемых в бухгалтерской отчетности (методы отдачи на активы, рыночной капитализации и оценки НМА). Это просто и доступно, однако дает не такую точную оценку.

Глава 2. Методологические основы оценки интеллектуального капитала в условиях цифровизации

2.1. Выбор концептуальных моделей оценки влияния интеллектуального капитала на результаты деятельности компаний и постановка гипотез

Компания состоит из многих факторов, таких как продукты, услуги, процессы, люди, маркетинг, финансы и т.д. Каждый из этих факторов может повлиять на успех компании и, следовательно, должен быть тщательно изучен и оценен для эффективности управления. Детальный анализ компании помогает бизнесу понять, какие изменения необходимо внести, чтобы улучшить его производительность и эффективность. Например, анализ процессов в компании может помочь выявить узкие места и определить, какие шаги нужно предпринять для улучшения эффективности процессов. Анализ финансовых показателей может помочь компании понять, какие из ее продуктов или услуг приносят наибольшую прибыль, а какие нуждаются в изменениях. Чем более структурированный и обстоятельный анализ деятельности компании произведен, тем большая вероятность предотвращения проблем, связанных с принятием решений. Например, если компания принимает решение на основе неполной информации, она может столкнуться с непредвиденными проблемами в будущем. В то время как, если компания проведет анализ как можно более полного количества факторов, она сможет получить более полную картину и принять более обоснованные решения.

Как было сказано ранее, принятие решений в современном бизнесе требует учета не только финансовых показателей, но и интеллектуального капитала компании. Результат анализа существующих методов измерения ИК позволил сделать выводы, что, действительно, существует множество подходов к его измерению, в том числе и таких, которые уже применяются в практике бизнеса. Однако, большинство из них не являются идеальными и могут быть доработаны. Проблема заключается в том, что интеллектуальный капитал является сложным и многогранным понятием, и его измерение требует использования различных подходов и инструментов. Важно держать

во внимании тот факт, что ИК – это все-таки комплексный показатель, набор неосязаемых активов компании, которые могут значительно повлиять на ее успех. Поэтому рационально формулировать подход к его оценке таким образом, чтобы ИК включал в себя как минимум 2 аспекта, о которых говорили многие исследователи в своих работах – это человеческий и структурный капиталы.

В работе для оценки интеллектуального капитала с целью исследовать его влияние на результат деятельности предприятия, которое внедряет цифровые технологии в свою деятельность для повышения эффективности и конкурентоспособности, в качестве наиболее подходящего метода было принято решение использовать интеллектуальный коэффициент добавленной стоимости VAIC (Value Added Intellectual Coefficient), разработанный Аленом Пуликом, профессором Университетов Загреба и Граца. Он отражает вклад трех типов капитала в добавленную стоимость компании: человеческого капитала (HCE), организационного капитала (SCE) и задействованного капитала (CEE) (1):

$$VAIC = CEE + HCE + SCE. \quad (1)$$

Метод Пулика основан на двухкомпонентной структуре интеллектуального капитала, который представляет собой способность компании превращать нематериальные активы и знания в факторы, способные создавать соответствующую стоимость (Рис.1.).

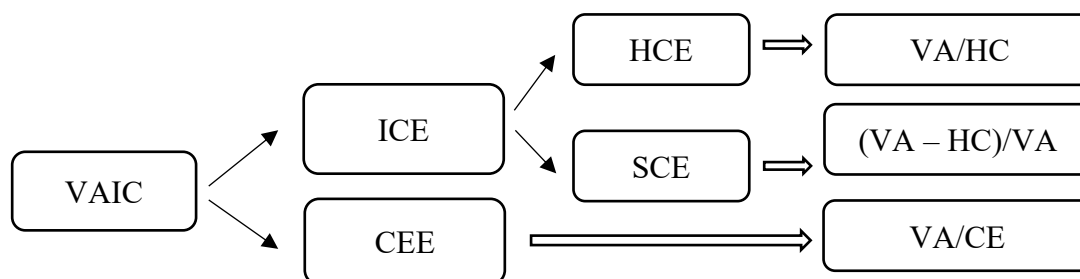


Рис.1. Структура VAIC.

Источник: составлено автором.

Эффективность интеллектуального капитала (ICE) вычисляется путем объединения эффективности использования человеческих ресурсов и структурных ресурсов (2).

$$ICE = HCE + SCE. \quad (2)$$

Человеческий капитал представляет соотношение между добавленной стоимостью и затратами на оплату труда, что показывает, сколько добавленной стоимости генерируется на каждую единицу денег, потраченных на сотрудников (3).

$$HCE = \frac{VA}{HC}, \quad (3)$$

где HCE (Human capital efficiency) – эффективность человеческого капитала фирмы, HC (Human capital) – общая сумма заработной платы (прямой труд + косвенный труд + заработная плата администрации, маркетингу и продавцам), VA (Value Added) – добавленная стоимость.

Организационный капитал – это показатель эффективности создания стоимости компании благодаря структурному капиталу. Он вычисляется как отношение добавленной стоимости, не связанной с человеческим капиталом, к общей добавленной стоимости (4).

$$SCE = \frac{SC}{VA}, \quad (4)$$

где SCE (Strurtural capital efficiency) – эффективность структурного капитала фирмы, SC (Strurtural capital) – структурный капитал, VA – добавленная стоимость.

Формула Пулика устанавливает обратно пропорциональную связь между человеческим и структурным капиталом. Если добавленная стоимость, создаваемая человеческим капиталом, увеличивается, то добавленная стоимость, создаваемая структурным капиталом, уменьшается, и наоборот (5).

$$SC = VA - HC. \quad (5)$$

Для расчета задействованного капитала необходимо разделить добавленную стоимость на балансовую стоимость чистых материальных активов компании (6). Это позволяет определить, какое количество добавленной стоимости образуется за счет каждой единицы средств, которые вложены в материальные активы.

$$CEE = \frac{VA}{CE}, \quad (6)$$

где CEE (Capital employed efficiency) – эффективность использования капитала фирмой, а CE (Capital efficiency) – использованный капитал (чистая балансовая стоимость всех активов), VA – добавленная стоимость.

Для расчета добавленной стоимости используют формулу 7.

$$VA = Out - In, \quad (7)$$

где VA – добавленная стоимость за счет ресурсов текущего года. Out – общий объем продаж и In – затраты на материалы, компоненты и услуги.

Можно вычислить добавленную стоимость альтернативным способом, используя операционную прибыль, которая представляет разницу между выручкой от продаж и операционными расходами, которые связаны с производством и продажей товаров или услуг. Она также может быть названа прибылью до уплаты налогов (EBIT).

Метод формирования каждого из компонент индикатора интеллектуального капитала по VAIC, который включает в себя различные финансовые показатели, может быть доработан в соответствии с конкретной ситуацией, запросами бизнеса и наличием дополнительной информации о движении средств в финансовой отчетности компании.

VAIC не является инструментом для оценки интеллектуального капитала в денежном выражении. Вместо этого, он использует три различных коэффициента эффективности, чтобы вычислить индекс эффективности, который отражает, насколько успешно интеллектуальный капитал компании влияет на ее стоимость.

Результат анализа множества существующих на сегодняшний день моделей позволяет сделать выводы о том, что использование VAIC представляет собой, своего рода, компромиссное решение: сочетание теоретической обоснованности применения в качестве составляющих интеллектуального капитала тех или иных показателей, а также доступность информации (объективных данных) для исследований и применимость для любых предприятий. Этот метод обеспечивает стандартизированный и простой способ расчета и сравнения производительности ИК в различных

секторах на национальном и международном уровнях. Метод использует общедоступную проверенную информацию, которая является более надежной и более полезной для внутренних и внешних заинтересованных сторон для проверки эффективности ИК. Представление о фирме, основанное на VAIC, дает лучшее представление об эффективности создания стоимости фирмы с использованием различных ресурсов ИК.

Преимуществом выбранной для исследования модели также является тот факт, что она позволяет компаниям сравнивать свои результаты с результатами других компаний и оценивать свою конкурентоспособность на рынке. Такие возможности представляют собой важные аспекты бизнеса, поскольку позволяют компании понимать, насколько эффективно она использует свой интеллектуальный капитал по сравнению с конкурентами на рынке. Если компания имеет более высокие показатели VAIC, чем ее конкуренты, это может означать, что она более эффективно использует свой интеллектуальный капитал и имеет больший потенциал роста и успеха на рынке. С другой стороны, если показатели VAIC компании ниже, чем у конкурентов, это может указывать на необходимость улучшения управления интеллектуальным капиталом компании и повышения ее конкурентоспособности. Сравнение результатов также позволяет компаниям понимать, какие аспекты интеллектуального капитала являются наиболее важными для их бизнеса, и ориентироваться на лучшие практики в отрасли. Это может помочь компаниям развивать свои сильные стороны и улучшать слабые стороны, что в итоге приведет к повышению их конкурентоспособности на рынке.

Хотя коэффициент VAIC имеет свои недостатки и не может применяться универсально, он все же широко используется в мировой практике для исследования связи между результатами деятельности компаний и интеллектуальным капиталом. Этот метод может быть использован как для анализа отдельных предприятий, так и для оценки интеллектуального капитала международных компаний [35].

Ключевой целью текущего исследования является изучение роли эффективности интеллектуального капитала предприятий, идущих по пути цифровизации. Таким образом, первая и основная гипотеза в работе была сформулирована следующим образом:

- Н1: уровень интеллектуальных ресурсов, которыми обладает инновационно-активная компания, оказывает существенное и благоприятное воздействие на результат ее деятельности.

Для ее достижения в рамках работы принято решение смоделировать регрессионную модель зависимости роста выручки предприятия непосредственно от коэффициента добавленной стоимости интеллектуального капитала и дополнительных контрольных показателей (8).

$$Y = \beta_0 + VAIC \cdot \beta_1 + ROA \cdot \beta_2 + LSIZE \cdot \beta_3 + e_t, \quad (8)$$

где Y – показатель роста выручки, $VAIC$ – коэффициент добавленной стоимости ИК, ROA – коэффициент рентабельности активов компании, $LSIZE$ – размер компании, выраженный общим объемом её активов.

Включение дополнительных контрольных переменных позволяет более точно оценить влияние независимых переменных на зависимую переменную, учитывая влияние других факторов, и сделать выводы о причинно-следственных связях между переменными.

С практической точки зрения выбранный индекс эффективности интеллектуального капитала $VAIC$ также позволяет оценить, какие из его компонентов, в которые инвестирует предприятие, вносят наибольший вклад в формирование ценности.

Для компаний, которые активно внедряют цифровые технологии для улучшения качества продукции и оптимизации производственных процессов актуально исследование влияния непосредственно человеческого капитала на финансовый результат, полученный компанией в ходе ее операционной деятельности. Из этого вытекает вторая гипотеза исследования:

- Н2: существует положительная взаимосвязь между ИСЕ и показателем финансовой деятельности компании, в условиях цифрового развития.

- Н2а: существует положительная взаимосвязь между НСЕ и показателем финансовой деятельности компании, в условиях цифрового развития.

Таким образом, регрессионные модели для доказательства или опровержения поставленных гипотез можно представить в виде:

$$Y = \beta_0 + ICE \cdot \beta_1 + CEE \cdot \beta_2 + ROA \cdot \beta_3 + LSIZE \cdot \beta_4 + e_t, \quad (9)$$

$$Y = \beta_0 + HCE \cdot \beta_1 + SCE \cdot \beta_2 + CEE \cdot \beta_3 + ROA \cdot \beta_4 + LSIZE \cdot \beta_5 + e_t, \quad (10)$$

где Y – показатель роста выручки, ICE – вклад интеллектуального капитала в добавленную стоимость, SCE – вклад организационного капитала в добавленную стоимость, HCE – вклад человеческого капитала в добавленную стоимость, ROA – коэффициент рентабельности активов компании, $LSIZE$ – размер компании, выраженный общим объемом её активов.

Необходимо отметить, что метод VAIC учитывает только финальные результаты исследований и разработок – затраты предприятия, связанные с проведением научных, опытно-конструкторских и технологических работ, которые привели к положительному результату. Учет происходит в части вклада задействованного капитала в добавленную стоимость. Однако, в период цифровой трансформации предприятий возникает важный вопрос: как и в какой мере влияют инвестиции в такие исследования и разработки – первоначальный вклад в развитие интеллектуальной деятельности предприятия.

В текущем исследовании предлагается смоделировать несколько производственных функций, где параметрами будут затраты на научные исследования и разработки и интеллектуальный коэффициент добавленной стоимости (VAIC) или его компоненты, отражающие вклад в человеческий интеллектуальный капитал (ICE , HCE).

Гипотеза звучит следующим образом:

- Н3: существует положительная взаимосвязь между затратами на НИОКР, вкладом интеллектуального капитала и показателем финансовой деятельности компании, в условиях цифрового развития.

Производственная функция будет представлять собой инновационную версию функции Кобба-Дугласа и иметь следующий вид:

$$Y = F(RD, HCE) = A \cdot RD^{\alpha} \cdot HCE^{\beta}, \quad (11)$$

Производственная функция 2 принимает вид:

$$Y = F(RD, ICE) = A \cdot RD^{\alpha} \cdot ICE^{\beta}, \quad (12)$$

Производственная функция 3 примет вид:

$$Y = F(RD, VAIC) = A \cdot RD^{\alpha} \cdot VAIC^{\beta}, \quad (13)$$

где Y – показатель роста выручки, RD – затраты на проведение НИОКР (Научно-исследовательские и опытно-конструкторские работы), $VAIC$ – интеллектуальный коэффициент добавленной стоимости; HCE – вклад человеческого капитала; SCE – вклад структурного; CEE – вклад задействованного капитала.

Выбранные для исследования модели помогут провести комплексный анализ влияния всех возможных составляющих интеллектуального капитала компании и инвестиций в его развитие.

2.2. Анализ компаний российского рынка для целей моделирования

Процесс цифровизации охватывает компании различных секторов экономики, поскольку он представляет собой внедрение цифровых технологий, которые могут применяться во всех областях деятельности. Так в производственной сфере цифровые технологии могут использоваться для автоматизации производственных процессов, оптимизации использования ресурсов и повышения эффективности производства. В сфере услуг цифровизация может привести к улучшению качества обслуживания клиентов, например, за счет внедрения онлайн-систем для заказа товаров и услуг или чат-ботов для общения с клиентами. В финансовой сфере цифровые технологии могут использоваться для автоматизации банковских операций, управления рисками и повышения эффективности работы финансовых институтов. Кроме того, цифровизация может повлиять на все аспекты бизнеса, включая маркетинг, продажи, логистику и управление персоналом.

Например, цифровые технологии могут использоваться для сбора и анализа данных о клиентах, разработки и внедрения эффективных маркетинговых стратегий, оптимизации логистических процессов и управления персоналом.

На развитых рынках проведено множество исследований компаний и их результаты известны, в то время как на развивающихся рынках этот вид исследований только начинает расширяться, что вызывает большой интерес. Рынок России можно охарактеризовать как развитый, но с некоторыми ограничениями и особенностями. Несмотря на то, что экономика России имеет некоторые проблемы, такие как высокая зависимость от экспорта нефти и газа, санкции со стороны других стран, и слабый рубль, она все же имеет крупный рынок и ряд крупных компаний, которые являются лидерами в своих отраслях.

Для исследования уровня интеллектуального капитала и его влияния на производительность компаний в условиях внедрения цифровых технологий и автоматизации процессов производства необходимо использовать данные компаний, которые ранее уже были исследованы в этой области по иным критериям и зафиксировали высокий уровень применения информационных технологий в своей деятельности.

В августе 2022 года компания T1 Consulting провела исследование, в рамках которого была проанализирована динамика выручки в шести отраслях: автомобилестроении, ТЭК, транспорте и логистике, строительстве, ритейле и черной металлургии, и была сопоставлена с уровнем цифровой зрелости компаний в этих отраслях (Рис.2). Для этого были проанализированы данные более чем 150 ключевых игроков рынка по более чем 200 параметрам.

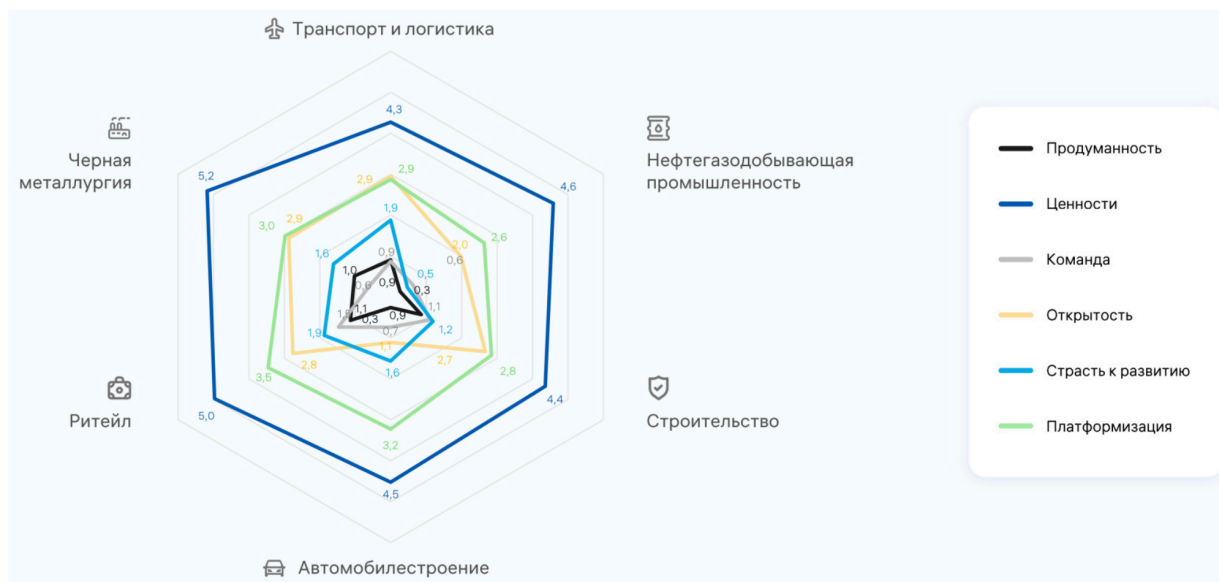


Рис 2. Тепловая карта цифровизации шести отраслей экономики.
Источник: Исследование Т1 Консалтинг¹.

Хотя прирост выручки был зафиксирован только в отраслях строительства и ритейла, бизнес с высоким уровнем цифровой зрелости продемонстрировал меньшее снижение оборота даже в отраслях с отрицательной динамикой, чем у конкурентов, которые не уделяют внимания цифровой трансформации.

Методология, используемая Т1 Консалтинг, включает в себя анализ шести основных блоков. Первый блок, "Платформизация", оценивает сложность ИТ-архитектуры компании, включая масштабные системы, такие как ERP, CRM и HRM, а также присутствие собственной ИТ-инфраструктуры, включая ЦОД. Также оценивается сотрудничество с вендорами и интеграторами. Второй блок, "Команда", дает информацию о численности сотрудников компании и их квалификации. Третий блок, "Открытость", оценивает уровень публичной активности компании, включая ее присутствие в СМИ, участие в научных конференциях и других мероприятиях. Четвертый блок, "Продуманность", посвящен анализу стратегии цифровой трансформации компании. Пятый блок, "Ценности", оценивает влияние компании на ее бизнес-партнеров, ее репутацию в СМИ и профессиональных

¹ Исследование Т1 Консалтинг: компании с высоким уровнем цифровизации превосходят конкурентов по объему продаж [Электронный ресурс]. URL: <https://www.t1-consulting.ru/press/news/issledovanie-t1-konsalting-kompanii-s-vysokim-urovнем-tsifrovizatsii-prevoskhodyat-konkurentov-po-ob/>?ysclid=Ihfiagrwsf790357183

сообществах, а также ее усилия по достижению Целей устойчивого развития ООН через внедрение новых технологий. И, наконец, шестой блок, "Страсть к развитию", оценивает желание компании активно продвигаться в области цифровизации, включая открытие офисов НИОКР, количество патентов в области цифровых технологий, запуск венчурных фондов и сотрудничество со стартапами.

Ритейл, черная металлургия и нефтегазодобывающая промышленность были признаны тремя наиболее цифровизированными отраслями, с долей цифровой зрелости 29,1%, 26,9% и 25% соответственно. При этом, если ритейл проявил равномерную цифровую зрелость благодаря своей гибкости и способности быстро адаптироваться к новым технологиям, то в черной металлургии и нефтегазодобывающей промышленности высокий уровень цифровизации был достигнут только некоторыми лидирующими компаниями. Разница между средним и медианным уровнями цифровой зрелости в этих отраслях составила более 10%.

По мнению аналитиков, строительная отрасль отстает от других отраслей по уровню цифровизации (19,8%), что обусловлено более высокими барьерами входа и стоимостью цифровых решений, которые выше, чем в ритейле и логистике. Это может быть связано с более длительным производственным циклом в строительной отрасли. Однако, на данный момент строительство считается одной из самых перспективных отраслей для внедрения ИТ-решений, так как предоставляет широкие возможности для оптимизации и улучшения процессов.

Для анализа воздействия интеллектуального капитала на производительность компаний в работе использованы результаты исследования T1 Консалтинг. В рамках этого исследования были проанализированы данные компаний из двух различных отраслей промышленности: газодобывающей и ритейла.

В рамках исследования в качестве примера из нефтегазовой отрасли будет рассмотрена компания ПАО "Газпром", которая уже длительное время

занимается добычей, транспортировкой и продажей различных видов топлива. Она производит как газообразное топливо, так и твердое и жидкое топливо, а также нефтепродукты, такие как мазут и бензин. Благодаря своей долгой истории и многолетнему опыту работы в этой отрасли, "Газпром" может быть примером для изучения того, как компании могут адаптироваться к новым технологиям и использовать их для улучшения своих бизнес-процессов и достижения конкурентных преимуществ.

ПАО "Газпром" активно реализует программу цифровой трансформации, совершенствуя свои внутренние бизнес-процессы и внедряя новые технологии. Компания пилотирует и внедряет инновационные проекты, такие как использование цифровых двойников для оптимизации процессов эксплуатации скважин, автоматизация процессов управления производством и логистикой, а также использование искусственного интеллекта для улучшения операционной эффективности и повышения качества продукции. Благодаря цифровой трансформации "Газпром" улучшает свою конкурентоспособность и готовность к вызовам изменяющейся рыночной среды. Группа ПАО "Газпром" утвердила стратегию цифровой трансформации на период с 2022 по 2026 годы в декабре 2021 года. Она нацелена на улучшение гибкости управления бизнесом, развитие новых направлений и обеспечение безопасности и эффективности производства. Компания активно работает над реализацией данной стратегии. Стратегия также направлена на улучшение качества обслуживания и удовлетворения потребностей клиентов, а также на расширение использования новых технологий, таких как искусственный интеллект, интернет вещей и блокчейн, для улучшения операционной эффективности и повышения качества продукции. В целом, стратегия цифровой трансформации позволяет ПАО "Газпром" укреплять свои позиции на рынке и готовиться к вызовам будущего.

В качестве примера из области ритейла выбрана компания ООО "Лента", которая активно внедряет цифровые технологии в свою деятельность. Это включает автоматизацию операций в магазине, роботизацию

производственных процессов, включая 3D-печать, роботизацию кафе и уборки торговых залов в присутствии покупателей, а также автоматизированные решения для мониторинга состояния сточных вод и технологии очистки. Кроме того, компания внедряет цифровые решения для выбора товаров и чекаута, включая чекаут контролируемых товаров, а также новые подходы к выкладке товара и контроля исполнения, предотвращение мошенничества и подсказки сотрудникам при выполнении рутинных операций. Компания также предлагает новые сервисы для покупателей в магазинах и на парковках, такие как футтраки-трансформеры, беспилотные футтраки, интерактивные помощники внутри магазинов и технологии самообслуживания в магазине. Наконец, компания также работает над новыми материалами, такими как упаковки, продлевающие срок годности продуктов, биоразлагаемые упаковки и переработка пищевых отходов в функциональные материалы.

"Лента" также внедрила Digital Signage, который включает установку LED-экранов для трансляции рекламы в своих магазинах. Этот проект помогает повысить эффективность рекламы и увеличить прибыль за счет увеличения продаж от размещения промо-материалов. Проект охватывает весь трафик в городах присутствия, что позволяет ритейлеру увеличить охват аудитории. Кроме того, расположение экранов может сделать проект более привлекательным для рекламодателей. Запуск трансляции видеороликов в прикассовых зонах гипермаркетов позволит сократить расходы на печать и распространение рекламных материалов, а также оптимизировать использование пространства. Кроме того, этот проект повысит эффективность взаимодействия с покупателями и увеличит средний чек. Управление трансляцией контента будет осуществляться централизованно, что позволит настроить трансляцию во всех магазинах с одного рабочего места. Digital Signage будет запущен в 200 гипермаркетах Москвы, Санкт-Петербурга и других крупных городов до конца текущего года.

Компании, выбранные для исследования, демонстрируют высокий уровень интеграции цифровых технологий в свою деятельность и признаны

экспертами как лидеры в своей отрасли. Это позволяет провести исследование влияния интеллектуального капитала предприятий на их производительность наиболее объективно.

2.3. Сбор и первичный анализ данных

После анализа компаний, которые активно внедряют цифровые технологии в свою деятельность и производство продукции необходимо определить, какой показатель будет использован в качестве целевой переменной для проведения моделирования зависимости результатов деятельности компании от интеллектуального капитала.

Рост выручки является важным показателем для компаний, свидетельствующем о том, что бизнес развивается и приносит больше денег. Он отражает изменение относительно начального уровня, например уровня производства или дохода, за определенный период времени. В текущей работе за целевую переменную при моделировании будет использован показатель роста выручки компании (14).

$$GR = \frac{Rr}{Rb} * 100\% , \quad (14)$$

где GR – это темп роста выручки, Rr – выручка в отчетном периоде, Rb – выручка в базисном периоде.

Однако, рост выручки не всегда гарантирует увеличение прибыли, так как он может сопровождаться увеличением затрат на производство и маркетинг. Поэтому, компании должны также следить за другими показателями, такими как рентабельность, чистая прибыль и доля на рынке, чтобы оценить свою финансовую эффективность. По этой причине в качестве контрольных переменных при моделировании будут использоваться как раз показатели рентабельности активов (ROA), а также размер компании, выраженный общим объемом её активов.

Все необходимые данные для исследования содержатся в ежегодной бухгалтерской отчетности компаний. ROA будет рассчитан базово как величина чистого дохода компании, отнесённая к общей сумме активов. Также

дополнительной переменной для исследования станет размер компании, который будет выражен как натуральный логарифм общего объема активов компании.

Метод VAIC основан на нескольких расчетах, которые позволяют эффективно оценить интеллектуальный капитал компании и его вклад в создание стоимости. Рассматриваемыми в текущем исследовании компонентами интеллектуального капитала по этому методу являются человеческий капитал (HCE) и структурный (SCE). Эти механизмы формируют эффективность интеллектуального капитала (ICE). VAIC образуется в результате объединения ICE с эффективностью использования капитала CEE. Таким образом, появляется необходимость в определении состава таких показателей, как HC, CE, VA.

HC представляет собой общую сумму заработной платы. В бухгалтерской отчетности они отражены в отчете о движении денежных средств и включают в себя различные начисления и надбавки в денежной или натуральной форме, компенсационные выплаты, связанные с условиями труда, премии и единовременные поощрительные выплаты, а также расходы на содержание этих работников в соответствии с законодательством Российской Федерации, трудовыми договорами или коллективными договорами.

Чистую балансовую стоимость всех активов CE предлагается считать, как разницу между совокупными активами компании и ее обязательствами.

Показатель добавленной стоимости за счет ресурсов VA в текущем исследовании было принято вычислять по альтернативному методу с использованием операционной прибыли. Данные о прибыли (убытке) от продаж содержатся в отчете о движении денежных средств.

Единственный показатель, необходимый для изучения влияния инвестиций в интеллектуальную деятельность (расходы на разработку продукта или инвестиции в НИОКР – RD) не включен в отчет о финансовой деятельности компании. Многие организации не раскрывают подобную

информацию, однако количество предприятий, которые делятся такого рода данными, растет с каждым годом. Это связано с тем, что компании развиваются в области внедрения и даже собственной разработки программных продуктов. Таким образом, данные об инвестициях в НИОКР можно найти в приложениях к финансовой отчетности на официальном сайте компании в разделе "Инвесторам".

В текущем исследовании используются данные из годовой финансовой отчетности выбранных компаний за 2011–2022 годы. Годовые отчеты были загружены с веб-сайтов компании, а также были использованы данные, полученные из хранилища Спарк-интерфакс, которое содержит актуальные и полные сведения о контрагенте. Это позволило получить достоверный набор данных для проведения анализа. Выбранный период времени обусловлен доступностью данных в источниках. Из двух компаний, которые были выбраны для исследования, только "Газпром" начиная с 2011 года опубликовывал расходы на исследования и разработки (НИОКР), которые имеют важное значение для текущего анализа. Исходные данные не будут представлены в работе.

Выборка будет охватывать все возможные объекты, которые могут представлять собой генеральную совокупность и наблюдаться для получения конкретных значений случайной величины. Стоит также отметить, что данные этой выборки могут быть дополнены информацией за будущие годы, что делает ее практически бесконечной.

Описательная статистика данных по всем переменным за период с 2011 по 2022 год компании «Лента» представлена на рисунке 3.

	r_viruchki	roa	lsize	hce	sce	cee	ice	vaic
count	12.000000	12.000000	12.000000	12.000000	12.000000	12.000000	12.000000	12.000000
mean	1.200300	0.058140	18.759079	1.767992	0.392972	0.292166	2.160964	2.453130
std	0.122615	0.040302	0.722206	0.533593	0.154105	0.081247	0.684271	0.708116
min	1.005275	0.011041	17.191038	1.234029	0.189646	0.164727	1.423675	1.588402
25%	1.087454	0.030303	18.369283	1.367231	0.268314	0.230490	1.635545	1.893949
50%	1.227085	0.054272	19.060084	1.568513	0.362214	0.302780	1.930728	2.245855
75%	1.299210	0.066271	19.267145	1.970322	0.492155	0.343902	2.462477	2.742760
max	1.356751	0.159461	19.444265	2.812690	0.644469	0.417558	3.457159	3.797388

Рис.3. Описательная статистика данных компании «Лента».

Источник: составлено автором.

Для компании «Лента» VAIC лежит в интервале от 1,588 до 3,797 со стандартным отклонением 0,7. Средне значение показателя означает, что каждый рубль, вложенный в интеллектуальный капитал, приносит 2,453р. прибыли. Средний показатель уровня вовлеченности человеческого капитала составляет 1,78, структурного капитала – 0,39, а физического капитала – 0,29, из чего следует, что по методу Пулика большую долю коэффициента VAIC составляет именно вклад человеческого капитала.

Для оценки формы распределения и его отклонения от нормального распределения рассчитано отношение среднего квадратичного отклонения (СКО) к среднему линейному отклонению (СЛО) для каждого признака. СКО показывает, насколько сильно отдельные значения данных отклоняются от среднего значения, а СЛО показывает, насколько широко распределены данные вокруг среднего значения. Для распределений, которые являются симметричными или умеренно симметричными, отношение СКО) к СЛО составляет 1,25.

В анализируемой совокупности среднее по всем переменным отношение СКО/СЛО составило 1,13, что указывает на умеренную симметрию распределения (Таблица 2), это говорит о том, что данные в выборке имеют небольшой разброс относительно среднего значения. Иными словами, большинство значений в выборке находятся близко к среднему значению, что

говорит о том, что выборка представляет собой достаточно стабильный и однородный набор данных.

Таблица 2.

Характеристики совокупности данных компании «Лента».

	Y	ROA	LSIZE	HCE	SCE	CEE	ICE	VAIC
СКО	0,14	0,07	0,69	0,53	0,17	0,08	0,68	0,70
СЛО	0,19	0,03	2,59	0,46	0,13	0,09	0,59	0,63
СКО/СЛО	0,71	2,46	0,27	1,16	1,28	0,88	1,14	1,10

Источник: составлено автором.

Для первичной оценки мультиколлинеарности между переменными построим корреляционные матрицы по выборкам компаний (Рис. 4).

	Y	ROA	LSIZE	HCE	SCE	CEE	ICE	VAIC
Y	1.000000	0.556980	-0.642912	0.264612	0.098222	-0.316274	0.228465	0.184483
ROA	0.556980	1.000000	-0.458586	0.292246	0.194473	0.136572	0.271691	0.278212
LSIZE	-0.642912	-0.458586	1.000000	0.340294	0.440728	0.109516	0.364617	0.364905
HCE	0.264612	0.292246	0.340294	1.000000	0.971404	0.239016	0.998569	0.992367
SCE	0.098222	0.194473	0.440728	0.971404	1.000000	0.234682	0.982711	0.976545
CEE	-0.316274	0.136572	0.109516	0.239016	0.234682	1.000000	0.239237	0.345918
ICE	0.228465	0.271691	0.364617	0.998569	0.982711	0.239237	1.000000	0.993775
VAIC	0.184483	0.278212	0.364905	0.992367	0.976545	0.345918	0.993775	1.000000

Рис.4. Корреляционная матрица для данных компании «Лента».

Источник: составлено автором.

Анализ рисунка 4, который демонстрирует коэффициенты корреляции между показателями компании "Лента", позволяет определить, что зависимая переменная Y – рост выручки, имеет слабую корреляцию со всеми остальными показателями. Рентабельность активов, вклад человеческого и структурного капитала, а также коэффициенты ICE и VAIC положительно влияют на рост выручки, в то время как CEE и LSIZE оказывают отрицательное влияние. Вклад структурного капитала SCE имеет очень слабую взаимосвязь с Y, что позволяет заключить, что SCE не будет играть значительной роли в моделях формирования выручки компании «Лента».

Особое внимание привлекает стремящаяся к единице корреляция между тремя компонентами коэффициента добавленной стоимости

интеллектуального капитала – HCE и SCE. При попытке изучить их одновременное влияние на рост выручки есть большая вероятность, что модель не покажет значимых результатов. Поэтому, для получения надежных результатов, необходимо рассматривать их влияние по отдельности.

Первичная оценка данных компании «Газпром» представлена на рисунке 5.

	Y	ROA	LSIZE	HCE	SCE	CEE	ICE	VAIC	RD
count	12.000000	12.000000	12.000000	12.000000	12.000000	12.000000	12.000000	12.000000	1.200000e+01
mean	1.103121	0.057829	23.388452	26.881699	0.930034	0.074156	27.811733	27.885889	1.393856e+07
std	0.194281	0.034224	0.302791	17.591142	0.080823	0.037505	17.645865	17.682177	7.463318e+06
min	0.853476	0.005780	22.976729	3.243977	0.691736	0.011928	3.935714	3.947641	5.226911e+06
25%	0.990546	0.037145	23.198555	13.083744	0.921610	0.045082	14.005354	14.050437	7.533701e+06
50%	1.080572	0.055610	23.370614	24.942073	0.959706	0.076130	25.901780	25.976245	1.219550e+07
75%	1.207546	0.079235	23.482440	35.752907	0.971951	0.094722	36.724858	36.825099	1.835625e+07
max	1.573083	0.119900	23.938663	65.177551	0.984657	0.140618	66.162208	66.302827	2.899000e+07

Рис.5. Описательная статистика данных компании «Газпром».

Источник: составлено автором.

Отметим, что компания «Газпром» отличается очень высоким уровнем вовлеченности составляющей человеческого капитала в производстве предприятия, так как его среднее значение составляет 26,88, со стандартным отклонением 17,59. Среднее значение CEE составляет 0,07, а среднее SCE составляет 0,93. VAIC варьируется от 3,95 до 66,3 со стандартным отклонением 17,68, а его среднее значение составляет 27,85. Это означает, что «Газпром» получает около 27,74р. за каждый рубль, вложенный в интеллектуальный капитал.

Можно считать, что выборка данных этой компании репрезентативна. Отношение стандартного отклонения к допустимой погрешности (СКО/СЛО) по всем параметрам примерно равно 1,29 (Таблица 3). Это значит, что в данной совокупности элементов нет ярко выраженных выбросов, которые существенно отличались от основного набора элементов и могли бы помешать выявлению закономерностей в этой группе.

Таблица 3.

Характеристики совокупности данных компании «Газпром».

	Y	ROA	LSIZE	HCE	SCE	CEE	ICE	VAIC	RD
СКО	0,19	0,03	0,29	16,84	0,08	0,04	16,90	16,93	7 145 582,87
СЛО	0,14	0,03	0,23	13,14	0,05	0,03	13,17	13,20	6 086 200,23
СКО/СЛО	1,33	1,22	1,29	1,28	1,51	1,25	1,28	1,28	1,17

Источник: составлено автором.

Матрица парной корреляции данных компании «Газпром», изображенная на рисунке 6, показывает, что HCE и SCE имеют сильную взаимосвязь друг с другом. Это означает, что при анализе этих переменных вместе будет сложно выделить их индивидуальный вклад в динамику выручки. Одновременное включение этих признаков в модель с большой долей вероятности приведет к получению незначимых результатов ввиду наличия мультиколлинеарности. Более того, ICE представляет собой сумму HCE и SCE, а появляется потребность в исключении признака CEE в моделях исследования (9) и (10).

	Y	ROA	LSIZE	HCE	SCE	CEE	ICE	VAIC	RD
Y	1.000000	0.397404	0.471441	0.541158	0.545595	0.515170	0.541979	0.541959	0.205508
ROA	0.397404	1.000000	-0.400006	0.779780	0.587834	0.733069	0.780055	0.780008	-0.467631
LSIZE	0.471441	-0.400006	1.000000	-0.361918	-0.133893	-0.388240	-0.361409	-0.361490	0.700286
HCE	0.541158	0.779780	-0.361918	1.000000	0.675830	0.967526	0.999994	0.999993	-0.538570
SCE	0.545595	0.587834	-0.133893	0.675830	1.000000	0.777994	0.678314	0.678571	-0.363888
CEE	0.515170	0.733069	-0.388240	0.967526	0.777994	1.000000	0.968088	0.968222	-0.585280
ICE	0.541979	0.780055	-0.361409	0.999994	0.678314	0.968088	1.000000	1.000000	-0.538566
VAIC	0.541959	0.780008	-0.361490	0.999993	0.678571	0.968222	1.000000	1.000000	-0.538702
RD	0.205508	-0.467631	0.700286	-0.538570	-0.363888	-0.585280	-0.538566	-0.538702	1.000000

Рис.6. Корреляционная матрица для данных компании «Газпром».

Источник: составлено автором.

Теснота связи между контрольными переменными (ROA и LSIZE) и компонентами интеллектуального не превышает критического значения 0,85, поэтому вероятность возникновения мультиколлинеарности между ними минимальна. Наблюдается слабая корреляция между затратами на НИОКР (RD) и целевой переменной, которая равна 0,205. Этот показатель оказывает

положительное влияние на целевой признак, а значит способствует росту целевого признака

Как было отмечено при анализе описательной статистики данных компании "Газпром", вклад человеческого капитала в формировании добавленной стоимости интеллектуального капитала VAIC является основным. Из-за этого, ICE и VAIC будут иметь схожие характеристики и направление, а следовательно, коэффициенты при HCE, ICE и VAIC в моделях с большой вероятностью будут отличаться незначительно.

Таким образом, предварительный анализ признаков позволил сделать первые предположения о влиянии компонентов интеллектуального капитала и затрат на исследования и разработки на динамику выручки компаний. Среди компонентов, входящих в VAIC, вклад человеческого капитала для исследуемых компаний значительно превышает остальные.

2.4. Выводы к Главе 2

Цифровая трансформация является важным фактором для успеха компаний в различных отраслях. Исследование T1 Consulting показало, что компании, которые активно внедряют цифровые технологии в свой бизнес, занимая лидирующие позиции в своей отрасли имеют значительное преимущество перед конкурентами в плане объема продаж.

Предложенные для исследования модели (8–13) позволяют изучить влияние интеллектуального капитала и инвестиций в НИОКР на динамику выручки компаний, реализующих цифровые стратегии в области ритейла и нефтегазовой промышленности, в частности в компаниях «Лента» и «Газпром» соответственно.

После проведения предварительного анализа данных и признаков, необходимых для моделирования, сделан вывод о том, что вклад человеческого капитала занимает большую долю среди всех составляющих интеллектуального капитала. Также, скорректированы наборы признаков в каждой исследуемой модели – решено было исключить одновременное

исследование влияния HCE, CEE и SCE на динамику выручки компаний, ввиду мультиколлинеарности этих признаков.

Глава 3. Анализ моделей оценки интеллектуального капитала в условиях цифровизации

3.1. Оценка стоимости интеллектуального капитала и его составляющих

Для установления взаимосвязи между интеллектуальным капиталом цифровых компаний и их финансовым результатом, применяем регрессионную модель. Использование регрессионной модели является наиболее эффективным и точным методом, который позволяет получить объективные данные, а также учитывать и другие факторы, влияющие на производительность фирмы.

Начнем моделирование с проверки гипотез на данных компании «Лента». Для проверки гипотезы H1 строим регрессионную модель по формуле (8).

Таблица 4.

Значимость признаков модели (8) на данных компании «Лента».

	Y	ROA	LSIZE	VAIC
VIF-Test	-	3,113	8,650	6,929
t-статистика	5,97	0,155	-3,042	2,136

Источник: составлено автором.

Анализ результатов значимости признаков модели (8) позволяет понять, что не все коэффициенты являются значимыми (Таблица 4). Значение t-статистики для рентабельности активов (ROA), равное 0,155, оказалось меньше критического значения (2,306). Для дальнейшей проверки исключим эту контрольную переменную из модели и оценим новые результаты (Таблица 5, приложение 1).

Таблица 5.

Значимость признаков модели (8) (без учета влияния ROA) на данных компании «Лента».

	Y	LSIZE	VAIC
VIF-Test	-	6,908	6,908
t-статистика	5,970	-4,378	2,747

Источник: составлено автором.

T-статистики всех признаков в новой модели больше, чем коэффициент Стьюдента (2,262157), что подтверждает их значимость. Показатель VIF-теста между LSIZE и VAIC равен 6,908, что меньше критического уровня (10). Это

позволяет определить, что мультиколлинеарность между регрессорами отсутствует.

Таким образом, скорректировав количество признаков, модель (8) принимает вид (15).

$$Y = 4,5022 - 0,1858 \cdot LSIZE + 0,0699 \cdot VAIC + e. \quad (15)$$

Модель характеризуется хорошим качеством, так как коэффициент детерминации равен 0,6808. Модель является значимой, поскольку коэффициент Фишера (9,5993), полученный при ее построении, превышает табличное значение (4,25649). Кроме того, модель имеет достаточно высокий уровень точности, так как средняя ошибка аппроксимации составляет всего 4,8%. Был проведен анализ автокорреляции остатков с помощью критерия Дарбина-Уотсона, и он показал, что автокорреляция остатков не наблюдается, так как значение статистики 2,4417 попадает в интервал $[dU, 4-dU]$. Для проверки остатков на гомоскедастичность был применен тест Бреуша-Пагана. Статистика теста, которая имеет распределение хи-квадрат с числом степеней свободы, равным числу регрессоров из модели, оказалась равной 0,67157639, что больше критического значения хи-квадрат (0,05), а значит остатки являются гомоскедастичными.

Таким образом, модель, которая учитывает влияние коэффициента добавленной стоимости интеллектуального капитала на результаты работы компании, является значимой. Кроме того, коэффициент при переменной, отвечающей за добавленную стоимость интеллектуального капитала, является положительным, что подтверждает положительное влияние интеллектуального капитала на результаты работы цифровых компаний.

Для оценки доли влияния VAIC в полученной модели был рассчитан дельта-коэффициент. Значение коэффициента для добавленной стоимости интеллектуального капитала (VAIC) равно 7,83%, против 92,17% для величины компании (LSIZE). Это значит, что гипотеза H1, которая утверждает, что интеллектуальный капитал оказывает положительное влияние на результаты работы цифровых компаний, принимается, однако это воздействие слабо.

Для проверки гипотезы исследования Н2 о влиянии интеллектуальной составляющей капитала компании на ее производительность труда, построим модель, представленную в виде (9), и оценим результаты (Таблица 6).

Таблица 6.

Значимость признаков модели (9) на данных компании «Лента».

	Y	ROA	LSIZE	CEE	ICE
VIF-Test	-	5,111	13,444	2,204	15,66
t-статистика	3,428	0,075	-2,585	0,771	1,65

Источник: составлено автором.

Значение Т-статистики для ROA, CEE и ICE меньше табличного (2,364624). Удалим признак, оказывающий наименее значимое влияние на Y – CEE и оценим результаты полученной модели (Таблица 7).

Таблица 7.

Значимость признаков модели (9) (без учета влияния CEE) на данных компании «Лента».

	Y	ROA	LSIZE	ICE
VIF-Test	-	4,453	10,970	12,272
t-статистика	4,071	0,180	-2,857	1,954

Источник: составлено автором.

Результаты получившейся регрессии продолжают указывать на незначимость нескольких признаков (ROA, ICE), поэтому из модели исключается параметр рентабельности активов (Таблица 8).

Таблица 8.

Значимость признаков модели (9) (без учета влияния CEE и ROA) на данных компании «Лента».

	Y	LSIZE	ICE
VIF-Test	-	8,829	8,829
t-статистика	5,723	-4,015	2,559

Источник: составлено автором.

Значения Т-статистики в построенной модели больше критического (2,262157) по всем признакам, следовательно, их значимость подтверждается. Показатели VIF-теста для регрессоров LSIZE и ICE $8,829 < 10$, что опровергает наличие мультиколлинеарности.

В результате уменьшения количества признаков модель (9) принимает вид (16) (см. приложение 2).

$$Y = 3,6611 + 0,0957 \cdot ICE - 0,1422 \cdot LSIZE + e_t. \quad (16)$$

Коэффициент детерминации $R^2 = 0,66$, что свидетельствует о хорошем уровне качества модели. Коэффициент Фишера (8,7527) превышает критическое значение (4,25649), тем самым, значимость модели подтверждается. Также, рассчитанное значение средней ошибки аппроксимации (4,5%) не превосходит 10%, а значит уровень точности модели приемлем. В модели отсутствует автокорреляция, так как статистика критерия Дарбина-Уотсона (1,8235445) попадает в интервал значимости, а также остатки являются гомоскедастичными, ведь статистика теста Бреуша-Пагана (0,60066) больше критического значения (0,05). Рассчитанный дельта-коэффициент позволяет понять, что влияние интеллектуальной составляющей (ICE), больше, чем комплексного коэффициента (VAIC). В модели (16) дельта-коэффициент для ICE составляет уже 18,467%. Это говорит о том, что при исключении вклада физического капитала (CEE) из коэффициента VAIC, значимость вклада интеллектуального капитала увеличивается.

Таким образом, гипотеза H2 принимается, так как доказано положительное влияние ICE на показатель роста выручки компании «Лента».

Для опровержения или принятия гипотезы H2a будет использована модель (10). Предварительный анализ данных компании позволил выявить существование мультиколлинеарности между HCE и SCE, поэтому из модели принято решение сразу исключить признак вклада структурного капитала. Результаты моделирования представлены в таблице 9.

Таблица 9.

Значимость признаков модели (10) (без учета влияния SCE) на данных компании «Лента».

	Y	ROA	LSIZE	CEE	HCE
VIF-Test	-	4,238	12,669	6,219	18,939
t-статистика	3,452	0,032	-2,605	0,704	1,753

Источник: составлено автором.

T-статистика признаков ROA, CEE и HCE меньше табличного (2,364624). Наименее значимый признак (ROA) был удален, после чего были оценены результаты значимости признаков новой модели (Таблица 10).

Таблица 10.

Значимость признаков модели (10) (без учета влияния SCE и ROA) на данных компании «Лента».

	Y	LSIZE	CEE	HCE
VIF-Test	-	10,654	5,841	14,822
t-статистика	4,382	-3,304	0,761	2,156

Источник: составлено автором.

Признак физического капитала (CEE) остается незначимым (t-набл. < t-крит.), в связи с чем он подлежит исключению из модели, после чего значимость оставшихся признаков подтверждается, так как значения t-статистики больше критического (см. таблицу 11, приложение 3).

Таблица 11.

Значимость признаков модели (10) (без учета влияния SCE, CEE и ROA) на данных компании «Лента».

	Y	LSIZE	HCE
VIF-Test	-	9,062	9,062
t-статистика	5,851	-4,118	2,716

Источник: составлено автором.

Результат теста VIF позволяет сделать вывод об отсутствии мультиколлинеарности между признаками, поскольку значение теста равно 9,062.

Тогда модель (10) принимает вид (17).

$$Y = 3,6163 + 0,1256 \cdot HCE - 0,1407 \cdot LSIZE + e_t. \quad (17)$$

$R^2 = 0,6776$, коэффициент Фишера (9,458) больше критическое значение (2,26216), что подтверждает значимость модели. Модель имеет достаточную точность, так как средняя ошибка аппроксимации $4,3\% < 10\%$. Статистика Дарбина-Уотсона (1,9015) попадает в интервал значимости, а проверка остатков модели тестом Бреуша-Пагана (0,602) доказывает их гомоскедастичность. Значение дельта-коэффициента для HCE равно 21,35%.

Эти факты позволяют принять гипотезу H2a и говорить о том, что вклад человеческого капитала имеет положительное влияние на прирост выручки компании в области ритейла – «Лента».

Повторим проверку гипотез H1, H2 и H2a на данных компании нефтегазовой отрасли – «Газпром». Используем формулу (8) для построения модели и проверки гипотезы H1. В таблице 12 представлены результаты

регрессии, позволяющие сделать выводы о значимости используемых в модели признаков.

Таблица 12.

Значимость признаков модели (8) на данных компании «Газпром».

	Y	ROA	LSIZE	VAIC
VIF-Test		10,470	4,222	9,474
t-статистика	-4,405	0,705	4,782	2,857

Источник: составлено автором.

Согласно величинам t-статистики, признак рентабельности активов (ROA) имеет незначимое влияние на модель, поэтому он будет исключен (см. приложение 4).

Новая модель показала значимость для всех оставшихся признаков (см. таблицу 13), так как t-статистика больше критического значения (2,26216).

Таблица 13.

Значимость признаков модели (8) (без учета влияния ROA) на данных компании «Газпром».

	Y	LSIZE	VAIC
VIF-Test		3,657	3,657
t-статистика	-4,481	4,875	5,204

Источник: составлено автором.

Для полученной модели значение

Показатель VIF-теста между LSIZE и VAIC равен 3,657, что меньше критического уровня (10). Это дает возможность установить отсутствие мультиколлинеарности между регрессорами.

Таким образом, скорректировав количество признаков, модель (8) принимает вид (18).

$$Y = -10,6682 + 0,009 \cdot VAIC + 0,4926 \cdot LSIZE + e_t. \quad (18)$$

Модель имеет хорошее качество, что подтверждается коэффициентом детерминации, равным 0,806. Кроме того, наблюдаемый коэффициент Фишера (18,699) превышает табличное значение (4,06618), что говорит о статистической значимости модели. Рассчитанная средняя ошибка аппроксимации (6,575%) меньше критического уровня (10%). Это указывает на то, что модель имеет достаточно высокий уровень точности.

Для проверки автокорреляции остатков был применен критерий Дарбина-Уотсона, и его результаты были сопоставлены с табличными

значениями. Рассчитанная статистика (2,151386) находится в интервале $[dU, 4-dU]$, что указывает на отсутствие автокорреляции остатков. Для проверки гомоскедастичности остатков был использован тест Бреуша-Пагана, и его статистика (0,1999) оказалась выше критического значения хи-квадрат (0,05), что свидетельствует о том, что остатки являются гомоскедастичными. Значение дельта-коэффициента для добавленной стоимости интеллектуального капитала (VAIC) составляет 55,1%, в то время как для величины компании (LSIZE) – 44,9%. Получается, что для компании «Газпром» отдача от интеллектуального капитала оказывает большее влияние на прирост выручки, чем величина активов.

Таким образом, гипотеза H1 подтверждается, ведь интеллектуальный капитал оказывает положительное влияние на результаты деятельности компании нефтегазового сектора, которая привлекает в свою деятельность цифровые технологии.

Переходя к проверке гипотез H2 и H2a примем во внимание результат анализа корреляционной матрицы данных компании и исключим из моделей (9) и (10) признак вклада физического капитала в интеллектуальный капитал (CEE). В таблице 14 представлены результаты значимости признаков регрессии, которые были получены для данных корпорации "Газпром" с учетом всех признаков, кроме вклада физического капитала.

Таблица 14.

Значимость признаков модели (9) (без учета влияния CEE) на данных компании «Газпром».

	Y	ROA	LSIZE	ICE
VIF-Test	-	10,457	4,16	9,045
t-статистика	-4,397	0,71	4,776	2,848

Источник: составлено автором.

Заметим, что ROA, так же, как и для компании «Лента», не значим, поскольку значение t-статистики (0,71) меньше критического уровня (2,306004). Поэтому этот признак исключается из модели.

Новая регрессия показала значимые t-значения (см. таблицу 15, приложение 5).

Таблица 15.

Значимость признаков модели (9) (без учета влияния CEE и ROA) на данных компании «Газпром».

	Y	LSIZE	ICE
VIF-Test	-	3,654	3,654
t-статистика	-4,479	4,874	5,203

Источник: составлено автором.

Так как значения t-статистики для всех признаков в построенной модели превышают критическое значение (2,262157), можно подтвердить их значимость. Кроме того, показатели VIF-теста для регрессоров составляют менее 10, что говорит об отсутствии мультиколлинеарности. Модель (9) принимает вид (19).

$$Y = -10,6666 + 0,009 \cdot ICE + 0,4925 \cdot LSIZE + e_t. \quad (19)$$

Модель имеет хорошее качество, так как коэффициент детерминации равен 0,806. Значимость модели подтверждается, так как рассчитанный коэффициент Фишера (18,691) превышает критическое значение. Кроме того, уровень точности модели приемлем, так как рассчитанное значение средней ошибки аппроксимации (6,578%) не превышает 10%. Модель не имеет автокорреляции, так как статистика критерия Дарбина-Уотсона (2,15142) находится в диапазоне значимых значений, а также остатки являются гомоскедастичными, потому что статистика теста Бреуша-Пагана (0,1995) превышает критическое значение (0,05). Доля влияния ICE, рассчитанная с помощью дельта-коэффициента, равна 55,04% против доли вклада LSIZE, равной 44,96%. Это указывает на то, что влияние интеллектуальной составляющей (ICE) превышает влияние комплексного коэффициента (VAIC) в предыдущей модели (18). Это говорит о том, что отдача от человеческого капитала подтверждает важность интеллектуального капитала и увеличивает его значение при исключении вклада физического капитала (CEE) из коэффициента и приближении к вкладу человеческого капитала (HCE).

Исходя из положительного влияния ICE на показатель роста выручки компании "Газпром" и его доминирующего влияния гипотеза H2 подтверждается.

Для опровержения или принятия гипотезы H2a на данных корпорации «Газпром» так же примем во внимание все ранее сформулированные выводы. Кроме исключения из модели (10) признака вклада задействованного капитала (CEE), сразу исключим и показатель рентабельности активов, потому что, как было отмечено ранее, среднее значение вклада человеческого капитала в добавленную стоимость (HCE) в «Газпроме» в несколько раз больше структурного и физического вкладов. Таким образом, при неизменных Y и LSIZE, включение ROA также не будет иметь значения в регрессионной модели.

В таблице 16 представлена значимость признаков модели (10) для данных компании "Газпром", не учитывая влияние CEE и ROA на Y (см. приложение 6).

Таблица 16.

Значимость признаков модели (10) (без учета влияния CEE и ROA) на данных компании «Газпром».

	Y	LSIZE	HCE
VIF-Test	-	5,159	5,159
t-статистика	-4,475	4,843	5,036

Источник: составлено автором.

В результат анализа таблицы 15 позволяет определить, что для всех используемых в модели признаках значение t-статистики значимо. Мультиколлинеарность данных отсутствует, ведь показатель VIF (5,159) меньше критического значения (10).

Модель (10) принимает вид (20):

$$Y = -10,6634 + 0,009 \cdot HCE + 0,4927 \cdot LSIZE + e_t. \quad (20)$$

Коэффициент Фишера (17,587) превышает критическое значение (2,26216), что является подтверждением статистической значимости модели. Коэффициент детерминации R^2 равен 0,7963. Точность модели также подтверждается тем, что средняя ошибка аппроксимации составляет 6,5%, что меньше допустимого порога в 10%. Статистика Дарбина-Уотсона (2,13365) находится в интервале значимости, а проверка остатков модели тестом Бреуша-Пагана (0,325477) доказывает их гомоскедастичность.

С переходом от вклада интеллектуального капитала в добавленную стоимость (ICE) в модели (19) к вкладу человеческого капитала (HCE) доля влияния фактора, рассчитанная с помощью дельта-коэффициента, незначительно уменьшилась и теперь составляет 55,04%, в то время как для LSIZE это значение составляет 44,96%. Этого говорит о том, что учет вклада структурного капитала (SCE) в составе ICE позволяет добиться большего влияния на изменение целевой переменной в модели.

На основании этих фактов можно сделать вывод, что гипотеза H2a верна и вклад человеческого капитала положительно влияет на рост выручки компании в отрасли нефтегазодобывающей промышленности – "Газпром".

Результат проверки моделей с помощью расчета дельта-коэффициента на данных компаний различных секторов экономики позволил сделать вывод о том, что вклад интеллектуального капитала в области ритейла оказывает меньшее влияние на изменение выручки, чем в области нефтегазодобывающей промышленности.

3.2. Моделирование производственной функции и стратегическое прогнозирование темпа роста выручки

На этом этапе исследования переходим к созданию моделей производственной функции в области информационных технологий на данных компании ПАО «Газпром». Вложения в исследования и разработки (RD) будет влиять на рост выручки (Y) вместе с одним из элементов интеллектуального капитала компании: вкладом человеческого капитала, вкладом интеллектуального капитала.

Для формул (11), (12) и (13) будут подразумеваться условия, соответствующие классической производственной функции, которые предполагают, что функция линейно-однородна, монотонна, строго вогнута и имеет убывающую предельную производительность, то есть с увеличением количества капитала или труда, при неизменном количестве другого фактора производства, прирост выпуска продукции становится все меньше.

Начнем моделирование с производственной функции (11), которая отображает зависимость роста выручки от затрат на НИОКР и человеческого капитала. Для упрощения вычислительного процесса было принято решение использовать логарифмическое преобразование для исходной функции (11). После проведения вычислений исходная модель приняла вид (21) (см. приложение 7).

$$Y = F(RD, HCE) = 0,014 \cdot RD^{0,2267} \cdot HCE^{0,2146}. \quad (21)$$

Анализ результатов регрессии позволил определить, что все предпосылки теоремы Гаусса-Маркова оказались выполненными. Коэффициент детерминации $R^2 = 0,81431$, говорит о хорошем качестве модели. Коэффициент Фишера (19,734057538) больше критического (4,25649) значения, а все признаки в модели имеют значение t-статистики больше $t_{крит.}$, следовательно, модель является значимой. Все признаки в модели имеют значение t-статистики больше критического значения, значит значимы для модели. Статистика Дарбина-Уотсона = 1,53582487 попадает интервал значимости, то есть автокорреляции остатков не наблюдается. Проверка остатков модели тестом Бреуша-Пагана (0,325477) доказывает их гомоскедастичность. Рассчитанный дельта-коэффициент позволяет определить, что большую долю влияния на целевую переменную оказывает генерируемый человеком капитал (86,18%). Эти факты позволяют утверждать о принятии гипотезы НЗ, ведь связь затрат на НИОКР и человеческого капитала компании положительно влияют на результаты ее деятельности.

Рассчитаем предсказанный рост выручки и сравним его с фактическим (рис. 7).

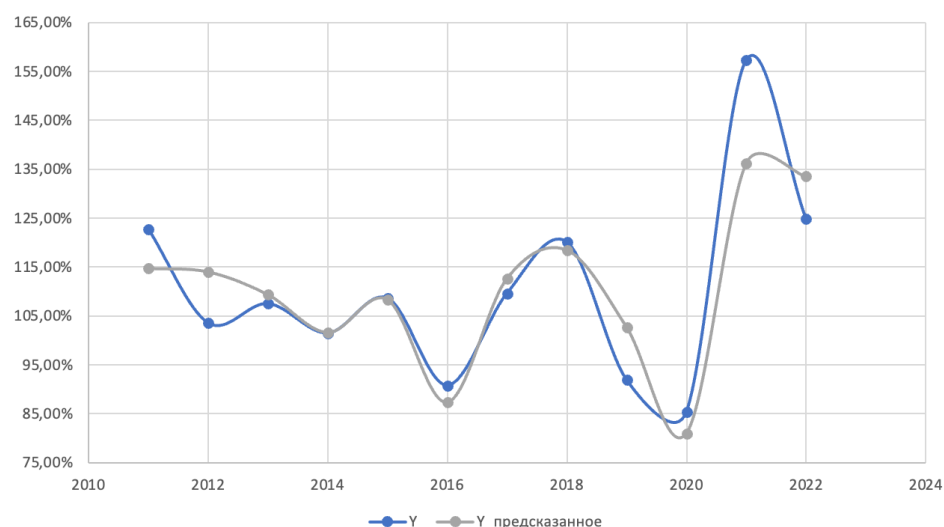


Рис.7. Графики теоретического и эмпирического роста выручки модели (21).
Источник: составлено автором.

Коэффициент НСЕ представляет собой отношение добавленной стоимости к фонду оплаты труда персонала компании. Таким образом, полученная модель позволяет построить прогноз динамики выручки при изменении таких показателей, как инвестиции в НИОКР, затраты на оплату труда работников и добавленная стоимость.

Чтобы разработать оптимальную стратегию управления финансами компании на ближайшие три года (2023–2025 гг.), было решено провести прогнозирование на основе пяти различных сценариев:

1. расходы на НИОКР изменяются согласно тренду, увеличение расходов на заработную плату на 13% ежегодно.
2. расходы на заработную плату изменяются согласно тренду, увеличение расходов на НИОКР на 15% ежегодно.
3. увеличение расходов на заработную плату на 3% ежегодно, увеличение расходов на НИОКР на 25% ежегодно.
4. увеличение расходов на заработную плату на 8% ежегодно, увеличение расходов на НИОКР на 20% ежегодно.
5. увеличение расходов на заработную плату на 10% ежегодно, увеличение расходов на НИОКР на 15% ежегодно.

Построив график изменения добавленной стоимости, было отмечено, что этот показатель не имеет явного тренда, а значит его предсказание по

временному ряду не будет являться точным (рис.8). Поэтому принято решение, что с каждым годом она будет стабильно расти на 15% от среднего значения за предыдущие годы.

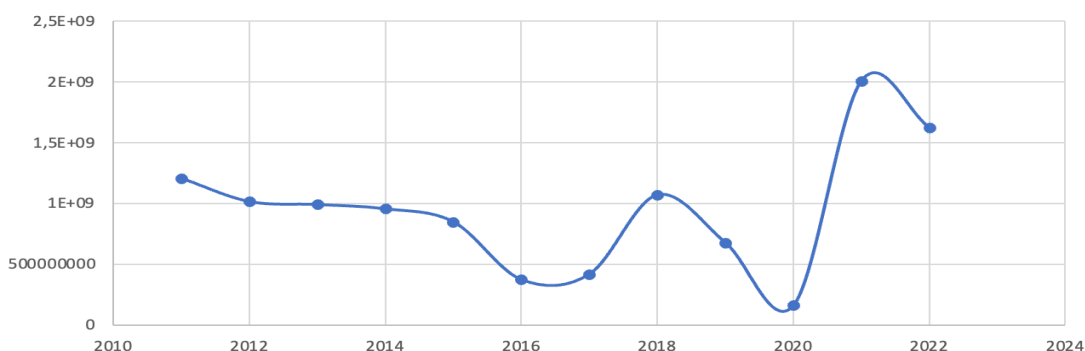


Рис.8. Динамика операционной прибыли компании «Газпром».
Источник: составлено автором.

Для определения тренда ФОТ и затрат на НИОКР было проведено моделирование временных рядов данных (см. приложения 8 и 9). Для затрат на НИОКР был обнаружен выброс (в 2017г.). После замены выброса средним значением показателя за предыдущий и последующий год была построена модель и спрогнозированы значения на 3 года вперед.

На рисунке 9 изображены графические результаты прогнозов, построенных с помощью модели (21).

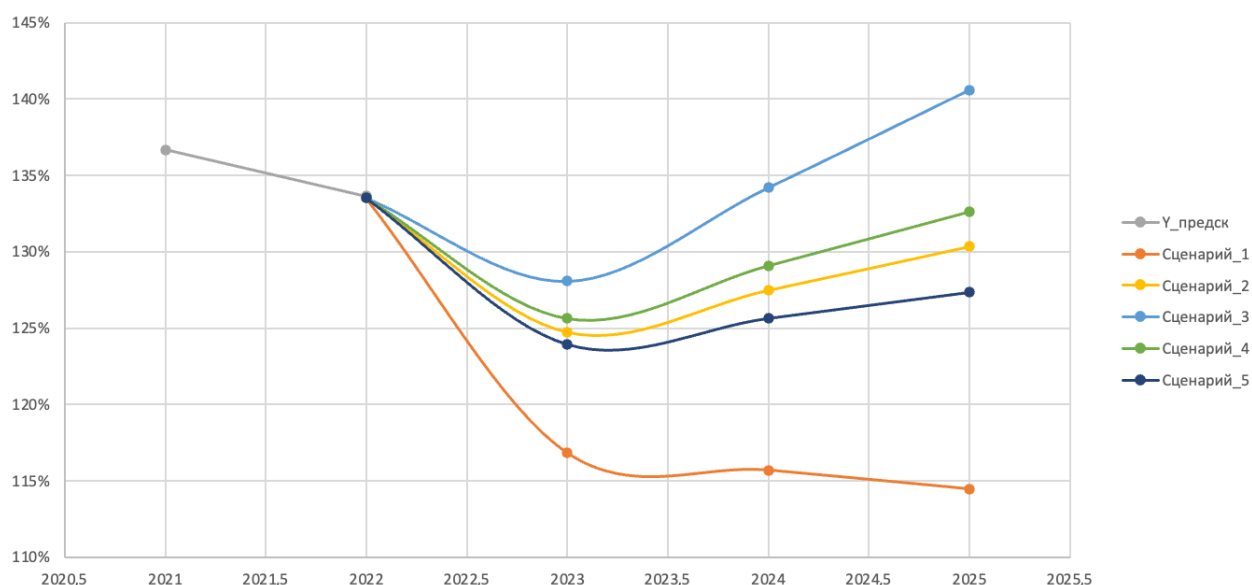


Рис.9. Графики сценариев управления инвестициями в НИОКР и заработной платой компании «Газпром» с помощью модели (21).
Источник: составлено автором.

Сравнение сценариев между собой позволяет заключить, что третий сценарий наиболее успешен. Незначительный рост стоимости оплаты позволит компании направить больше инвестиций в затраты на исследования и разработки, что создаст стремительную динамику выручки. Однако этот сценарий не учитывает ежегодную инфляцию (на уровне 8%), что не способствует сохранению покупательской способности заработной платы сотрудников, а значит они будут вынуждены покинуть компанию. Поэтому более подходящим является сценарий 4, при котором рост заработной платы еще позволяет сохранять её покупательскую способность, а стабильное ежегодное увеличение затрат на разработки на 20% также способствует положительной динамике выручки.

Проведем аналогичное исследование с использованием модели (12), которая отображает зависимость роста выручки от затрат на НИОКР и вклада интеллектуального капитала (ICE).

После проведения вычислений исходная модель (12) приняла вид (22) (см. приложение 10).

$$Y = F(RD, ICE) = 0,0126 \cdot RD^{0,2297} \cdot ICE^{0,2294}. \quad (22)$$

После проведения регрессионного анализа было установлено, что все условия теоремы Гаусса-Маркова были выполнены. Коэффициент детерминации, равный 0,82098, указывает на высокое качество модели. Значения t-статистики всех признаков в модели превышают критическое значение, а коэффициент Фишера (20,637541) также превышает критическое значение, что свидетельствует о значимости модели. Значения t-статистики всех признаков в модели также превышают критическое значение, что подтверждает их значимость. Анализ остатков с помощью теста Бреуша-Пагана (0,39783) доказывает, что они гомоскедастичны, а статистика Дарбина-Уотсона (2,40519) попадает в интервал значимости, что означает отсутствие автокорреляции остатков. Рассчитанный дельта-коэффициент (86,106%) указывает на то, что вклад интеллектуального капитала (HCE + SCE)

оказывает наибольшее влияние на целевую переменную. Все эти факты позволяют заключить, что гипотеза НЗ была принята.

Рисунок 10 демонстрирует реальный и прогнозируемый рост выручки компании, что позволяет визуально оценить качество модели (22) и определить ее точность, ведь прогнозные значения очень близки к модельным.

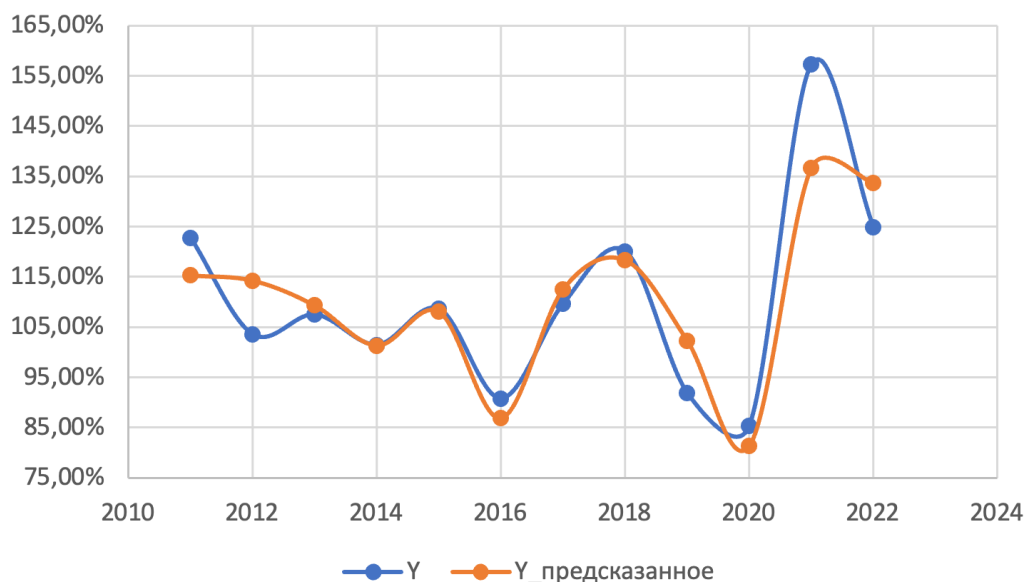


Рис.10. Графики теоретического и эмпирического роста выручки модели (22).
Источник: составлено автором.

Помимо вклада человеческого капитала в добавленную стоимость ICE дополнительно учитывает в себе вклад структурного капитала компании, поэтому с изменением фонда оплаты труда будет меняться и SCE.

Анализ результатов прогнозирования, представленный на рисунке 11, по 5 сценариям позволяет сделать выводы, аналогичные результатам, полученным при моделировании стратегий по формуле (21). Наиболее перспективным является сценарий 3, однако, как было ранее упомянуто, он имеет недостаток. Согласно этому сценарию, увеличение ЗП сотрудников крайне незначительно. Поэтому целесообразнее следовать четвертому сценарию.

Следует отметить, что различия между прогнозами для сценариев 2 и 4 не являются значительными. А значит также имеет смысл рассматривать в качестве эффективной стратегии сценарий 2, который подразумевает изменение фонда оплаты труда в соответствии с трендом, а инвестиции в

разработки увеличиваются на 15%. Этот подход дает компании возможность не потерять рабочую силу и умеренно увеличивать затраты на исследования.

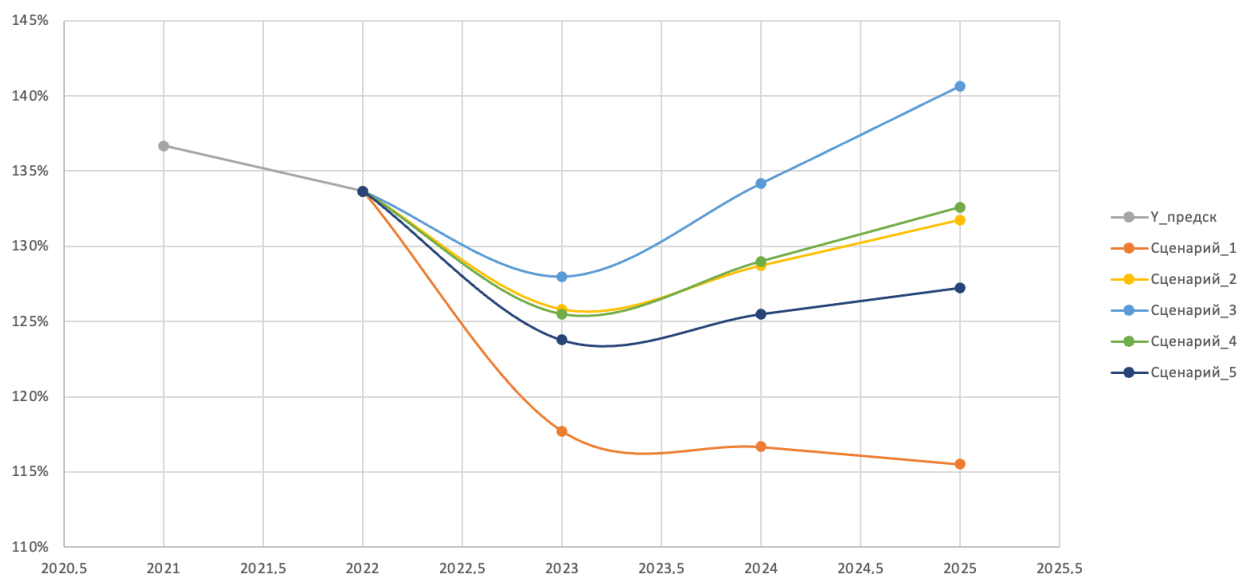


Рис.11. Графики сценариев управления инвестициями в НИОКР и заработной платой компании «Газпром» с помощью модели (22).

Источник: составлено автором.

Заключительное исследование будет проведено с использованием производственной функции (13), описывающей зависимость целевой переменной от коэффициента добавленной стоимости (VAIC) и затрат на НИОКР.

Для построения модели исходная функция (13) была прологарифмирована и после обратного экспонирования приняла вид (23) (см. приложение 11).

$$Y = F(RD, VAIC) = 0,0126 \cdot RD^{0,2297} \cdot VAIC^{0,2295}. \quad (23)$$

Модель является статистически значимой, так как наблюдаемый коэффициент Фишера (20,61658) превышает табличное значение. Коэффициент детерминации равен 0,82083, что свидетельствует о хорошем качестве модели. Критерий Дарбина-Уотсона (2,4044878) лежит в пограничных значениях, подтверждая отсутствие автокорреляции. Тест Бреуша-Пагана опровергает гетероскедастичность остатков, так как его статистика равна 0.3985 и больше критического значения (0,05). Дельта-коэффициент имеет значение 86,1% для добавленной стоимости

интеллектуального капитала, в то время как для затрат на НИОКР это значение составляет 13,9%. Важность VAIC в формировании динамики выручки является доминирующей. Исходя из всех представленных фактов, можно сделать вывод о том, что гипотеза Н3 была подтверждена.

Произведем расчеты для предсказанного роста выручки и сопоставим его с реальным показателем, как показано на рисунке 12.

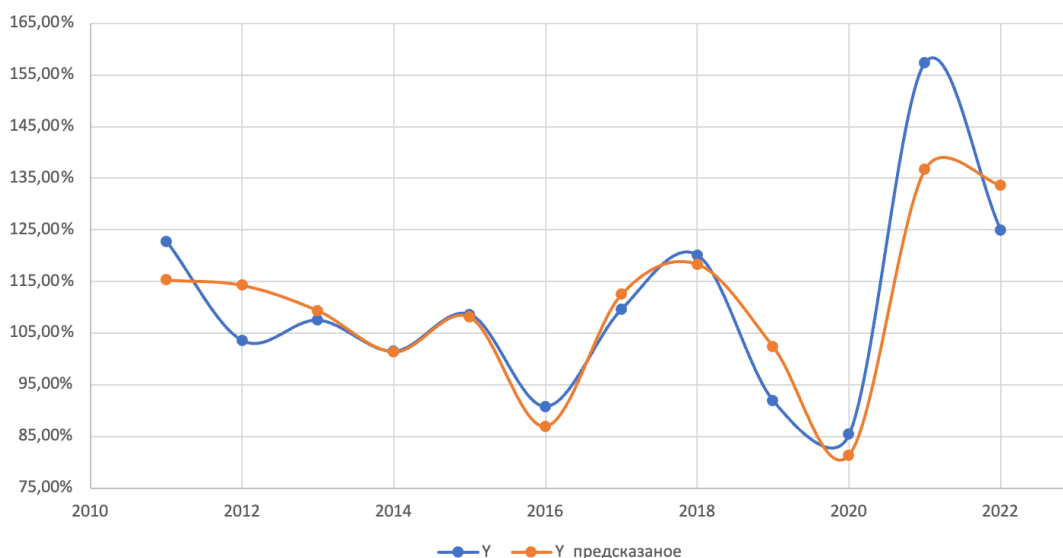


Рис.12. Графики теоретического и эмпирического роста выручки модели (23).
Источник: составлено автором.

VAIC учитывает в себе вклад каждого вида капиталов: структурного, человеческого и использованного. Для прогнозирования вклада использованного капитала (CCE), который рассчитывается как разность между общими активами и текущими обязательствами, было принято решение прогнозировать значения этих показателей с помощью нахождения тренда, так как их динамика подчиняется линейной функции (см. приложения 12 и 13).

Результаты построенных прогнозов с помощью формулы (23) приведены на рисунке 13.

Анализ полученных прогнозов позволяет сделать такие же выводы, как и при прогнозировании с помощью производственной функции (22). Это связано с тем, что, как было сказано ранее, с учетом вклада физического капитала в моделях, построенных на данных компании «Газпром», коэффициенты при параметрах модели изменяются незначительно, в силу

того, что вклад задействованного капитала численно меньше и при нахождении суммы всех видов капитала для расчета VAIC не способствует его значительному росту.

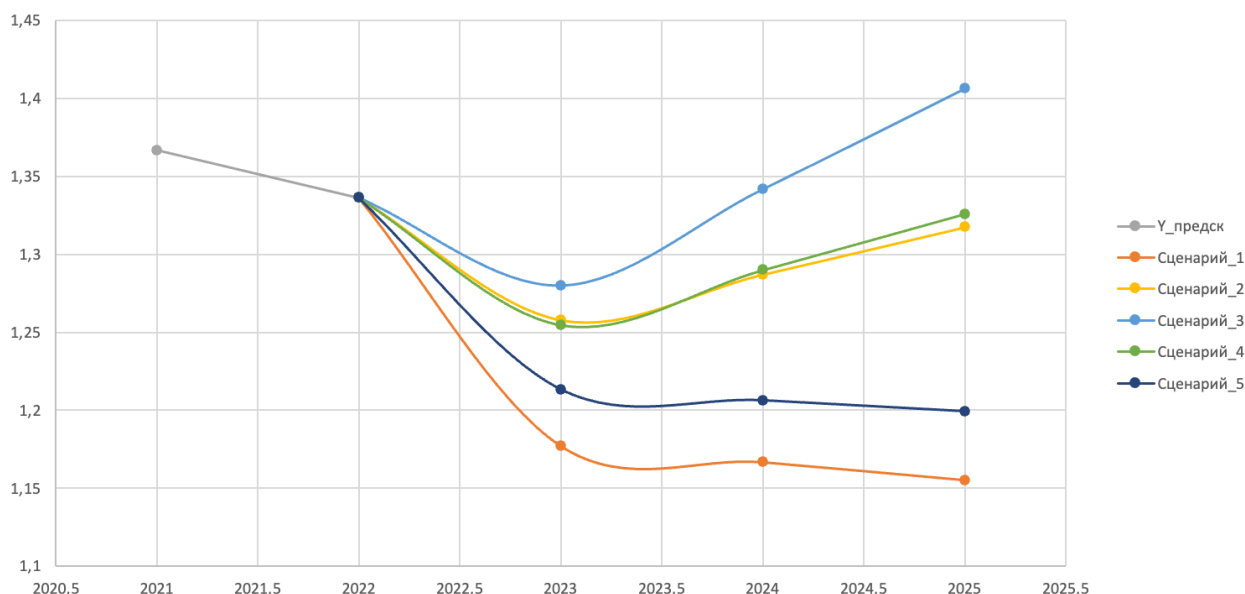


Рис.13. Графики сценариев управления инвестициями в НИОКР и заработной платой компании «Газпром» с помощью модели (23).

Источник: составлено автором.

Таким образом, наиболее выгодными для компании «Газпром» становятся сценарии 1 и 4.

3.3. Выводы к Главе 3

Анализ моделей регрессии (8), (9) и (10) на данных компаний из двух различных секторов экономики позволил подтвердить гипотезы Н1, Н2 и Н2а которые предполагали положительное влияние интеллектуального капитала и его составляющих на производительность компаний в области нефтегазодобывающей промышленности и торговли. Полученные результаты указывают на то, что вклад человеческого капитала оказывает более значимое влияние на результаты, чем другие составляющие интеллектуального капитала, что подтверждает важность управления человеческими ресурсами в компаниях. Вклад задействованного капитала и структурного в рассмотренных компаниях оказался малозначимым.

Результаты стратегического моделирования показали, что для цифрового предприятия «Газпром» в большей степени необходимо

сосредоточиться на инвестировании в НИОКР. Удалось выяснить, что увеличение фонда труда персонала без каких-либо других изменений приводит к отрицательной динамике выручки компании. Принимать решение об изменении фонда оплаты труда сотрудников следует только при учете других финансовых показателей.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения дипломной работы были проанализированы определения интеллектуального капитала, что помогло понять его структуру. Исследование различных трудов зарубежных и российских авторов позволило сделать вывод о том, что внедрение цифровых технологий на предприятиях способствует улучшению внутренних процессов, усиливая тем самым роль человека и его знаний. В результате изучения существующих методов оценки интеллектуального капитала на уровне компаний для моделирования был выбран метод добавленной стоимости интеллектуального капитала, так как он сочетает в себе вклад задействованного, структурного и человеческого капитала фирмы, а также прост в расчетах.

Исследование было проведено с целью моделирования стоимости интеллектуального капитала и затрат на научно-исследовательские разработки для изучения их взаимосвязи с прибыльностью предприятий. Анализ построенных регрессионных моделей на данных ООО «Лента» и ПАО «Газпром», которые занимают лидирующие позиции в своей отрасли по развитию цифровых технологий, позволил сделать вывод о положительном влиянии вклада интеллектуального капитала и, в частности, человеческого капитала. Это означает, что компании, владеющие эффективным интеллектуальным капиталом способны достичь оптимальной производительности.

Результаты эконометрических моделей производственных функций, описывающих влияние инвестиций в НИОКР и вклада интеллектуального капитала на производительность фирмы, свидетельствуют о том, что повышение затрат на развитие интеллектуальной деятельности способствует положительной динамике выручки предприятия. Полученные функции обладают уникальными параметрами, которые позволяют точно смоделировать деятельность компании и эффективно управлять её производительностью.

Анализ результатов стратегического прогнозирования различных сценариев управления фондом оплаты труда персонала и инвестиций в НИОКР компании «Газпром» позволил определить наиболее выгодные стратегии. Сделан вывод о том, что намеренное увеличение заработной платы сотрудников без изменения иных факторов не способствует ускорению темпа роста выручки, поэтому рекомендованы стратегии, позволяющие сохранять уровень мотивации персонала, а также стабильно увеличивать затраты на исследования.

Для достижения большей эффективности предприятию, внедряющему различного рода технологии в свою деятельность, следует сохранять преемственность, предотвращать уход персонала и искать более квалифицированных специалистов.

Для дальнейшего исследования влияния интеллектуального капитала на результаты деятельности российских компаний возможно расширение выборки и использование дополнительных методов измерения. При продолжении применения для целей моделирования метода VAIC расчет вклада человеческого капитала рекомендуется производить с использованием затрат только на административный и научный персонал, чтобы предотвратить влияние затрат на сотрудников, не участвующих непосредственно в интеллектуальной деятельности.

Таким образом, задачи, поставленные в начале работы полностью выполнены, и цель выпускной квалификационной работы была достигнута.

Данная работа выполнена мною самостоятельно.

« 19 » _____ мая _____ 2023 г.

Подпись _____



СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Абдикеев Н.М., Гринева Н.В., Лосева О.В., Мельничук М.В. Развитие теории интеллектуального капитала в условиях цифровизации Р17 экономики : монография; под общ. ред. Абдикеева Н.М., Гринева Н.В.. — Москва : КноРус, – 2022. — 172 с.
2. Быкова А.А., Молодчик М.А. Влияние интеллектуального капитала на результаты деятельности компании. Вестник Санкт-Петербургского университета. Серия Менеджмент. - 2019. - № 1. - С. 39-53.
3. Ветров А.С., Ивер Н.Н. Инновационные маркетинговые процессы в цифровой экономике. Глобальный научный потенциал. 2022. – №6 (135). – С. 164-167.
4. Дерябина Г.Г., Трубникова Н.В. Диджитализация коммерческого направления деятельности российских компаний как фактор повышения их конкурентоспособности. Современная конкуренция. 2021. – Т. 15. – №3 (83). – С. 131-143.
5. Зенова Е.Н., Суходоева Л.Ф. Особенности информационной глобализации в условиях экономической безопасности. Юридическая наука и практика: Вестник Нижегородской академии МВД России. 2020. №3 (51). С. 272—273.
6. Зенова Е.Н., Суходоева Л.Ф. Процесс контроля в системе экономической безопасности. Всероссийская научно-практическая конференция «Экономико-правовые проблемы обеспечения экономической безопасности Российской Федерации». – 2021. Нижний Новгород, С. 97—105.
7. Козырев, А. Н. Математический и экономический анализ интеллектуального капитала: автореф. дис. д-ра экон. наук [Mathematical and economic analysis of intellectual capital: doctoral dissertation abstract in economics]. – 2002. Москва [Moscow].
8. Лосева О.В., Абдикеев Н.М. Концепция человеческого интеллектуального капитала в условиях цифровизации экономики. Экономика. Налоги. Право. – 2021. Т. 14. No 2. С. 72-83.

9. Меньшиков П.В., Матасова О.В.. Специфика технологий PR в условиях четвертой промышленной революции. Вопросы национальных и федеративных отношений. – 2022. – Т. 12. – №4 (85). – С. 1307-1323.
10. Парушина Н.В. Методы измерения и оценки человеческого капитала (научный обзор) / Парушина Н.В., Лытнева Н.А. Семиделихин Е.А. // Научное обозрение. Экономические науки. 2017. No2. — С. 89-99.
11. Перфилова Н.А. Будущее маркетинговых исследований в области цифровых технологий и социальных сетей. Молодой ученый. – 2022. – №44 (439). – С. 288–293.
12. Савченко Т.О. Цифровая экосистема. Анализ применения искусственного интеллекта. Архивариус. – 2021. – Т. 7. – №7 (61). – С. 44-48.
13. Солдатова Н.Ф. Цифровая трансформация управления маркетингом в контексте целей устойчивого развития. Креативная экономика. – 2021. – Т. 15. – №11. – С. 4009–4024.
14. Суходоев Д. В., Зенова Е. Н. Цифровые технологии в условиях информационной безопасности: Всероссийская научно-практическая конференция «Экономико-правовые проблемы обеспечения экономической безопасности Российской Федерации». Нижний Новгород, – 2022. С. 174—184.
15. Суходоева Л. Ф., Суходоев Д. В., Стожарова Т. В. Информационное пространство коммерческих взаимодействий. Экономика и предпринимательство. № 6-2 (59). – 2015. С. 747—752.
16. Akaev A.A., Sadovnichii V. A. The Human Component as a Determining Factor of Labor Productivity in the Digital Economy, Studies on Russian Economic Development volume 32, – 2021. P. 29—36.
17. Bontis N. Assessing Knowledge Assets: A Review of the Models Used to Measure Intellectual Capital. International Journal of Management Reviews. – 2001. T. 3 (1). С. 41–60.
18. Bruking E. Intellektual'nyy kapital [Intellectual capital]. Transl. from Engl. St. Petersburg, – 2001. 288 p.

19. Eberhard B. et al. Smart work: The transformation of the labour market due to the fourth industrial revolution (I4. 0). *International Journal of Business & Economic Sciences Applied Research*. – 2017. T. 10. No. 3.
20. Edvinsson L. Some perspectives on intangibles and intellectual capital. *Journal of Intellectual Capital*, – 2000, vol. 1, no. 1, pp. 12–16.
21. Edvinsson L., Meloun M. Intellekktual'nyy kapital: opredeleniye istinnoy stoimosti kompanii [Intellectual Capital: Determining the Real Cost of a Company]. *Novaya postindustrial'naya volna na Zapade [A New Post-Industrial Wave in the West]*. Moscow, – 1999, pp. 429–447.
22. Flamholtz E.G., Searfoss D.G., Coff R. Developing Human Resource Accounting as a Human Re- source Decision Support System. *Accounting Horizons*, September 1988, pp. 1–9.
23. Grigorescu A. et al. Human capital in digital economy: An empirical analysis of central and eastern European countries from the European Union. *Sustainability*. – 2021. T. 13. No. 4.
24. Hall R. The Strategic Analysis of Intangible Resources. *Strategic Management Journal*. – 1992. T. 13 (2). C. 135–144.
25. I.N. Lukiyanchuk, S.V. Panasenko, S.Yu. Kazantseva, K.A. Lebedev, O.E. Lebedeva. Development of online retailing logistics flows in a globalized digital economy. *Revista Inclusiones*. – 2020. – Vol. 7. – №S2-1. – P. 407-416.
26. John C.D. Intellectual capital measurement: a critical approach. *J Intellect Cap*, 2009. 10(2):190—210.
27. Johnson, W.H.A. Integrative Taxonomy of Intellectual Capital: Measuring the Stock and Flow of Intellectual Capital Components in the Firm. *International Journal of Technology Management*, vol. 18, no. 5/6, – 1999, pp. 562-575.
28. Lu W.-M., Kweh Q.L., Huang Ch.-L. Intellectual capital and national innovation systems performance. *Knowledge-Based Systems*. 2014; 71:201—210. DOI: 10.1016/j.knosys.2014.08.001.

29. Öner M., Aybars A., Çinko M., Avci E. Intellectual Capital, Technological Intensity and Firm Performance: The Case of Emerging Countries. *Scientific Annals of Economics and Business*. 2021. T. 68 (4). C. 459–479.
30. Petty R., Guthrie J. Intellectual Capital Literature Review: Measurement, Reporting and Management. *Journal of Intellectual Capital*. – 2000. T. 1 (2). C. 155–176.
31. Pulic A. Intellectual Capital – Does It Create or Destroy Value? *Measuring Business Excellence*. T. 8 (1). C. 62–68.
32. Rodov, I. and Leliaert, P. FiMIAM: financial method of intangible assets measurement. *Journal of Intellectual Capital*. – 2002. Vol. 3, no. 3, pp. 323–336.
33. Styuart T.A. Intellektual'nyy kapital. Novyy istochnik bogatstva organizatsiy. Intellectual capital. A new source of wealth for organizations. Transl. from Engl. Moscow, – 2007. 368 p.
34. Tobin J. A general equilibrium approach to monetary theory // *Journal of Money, Credit and Banking*. – 1969. – V. 1(1). – P. 15–29.
35. Ulum I., Ghozali I., Purwanto A. Intellectual Capital Performance of Indonesian Banking Sector: A Modified VAIC (M-VAIC) Perspective. *Asian Journal of Finance & Accounting*. – 2014. Vol. 6, № 2. P. 103.
36. Министерство экономического развития Российской Федерации: человеческий капитал. [Электронный ресурс] URL: https://www.economy.gov.ru/material/directions/chelovecheskiy_kapital/ (дата обращения: 02.03.2023). — Текст: электронный.
37. Стратегия развития отрасли информационных технологий в Российской Федерации на 2014—2020 годы и на перспективу до 2025 года. [Электронный ресурс] URL: https://digital.gov.ru/common/upload/Strategiya_razvitiya_otrasli_IT_2014-2020_2025.pdf (дата обращения: 28.03.2023). — Текст: электронный.
38. Burke R., Mussomeli A., Laaper S., Hartigan M., Sniderman B. The smart factory: Responsive, adaptive, connected manufacturing, Deloitte University

Press. 2017. [Электронный ресурс] URL:
<https://www2.deloitte.com/us/en/insights/focus/industry-4-0/smart-factoryconnected-manufacturing.html> (дата обращения: 28.02.2023). — Текст: электронный.

39. Schieber C. We are in the midst of a historic paradigm shift in education. [Электронный ресурс]. URL:
<https://www.competencyworks.org/higher-education-2/we-are-in-the-midst-of-a-historic-paradigm-shift-in-education/> (дата обращения: 28.02.2023). — Текст: электронный.

40. Sveiby K.E. The Intangible Assets Monitor. [Электронный ресурс]
<http://www.sveiby.com/articles/companymonitor.html>. (дата обращения: 28.03.2023). — Текст: электронный.

ПРИЛОЖЕНИЕ

Приложение 1. Результаты регрессионной модели (15).

ВЫВОД ИТОГОВ						
Регрессионная статистика						
Множественный	0,825127278					
R-квадрат	0,680835025					
Нормированный	0,609909475					
Стандартная ошибка	0,076582066					
Наблюдения	12					
Дисперсионный анализ						
			Ф-крит. =	4,25649473		
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Значимость F</i>	
Регрессия	2	0,1125961	0,05629805	9,59929144	0,00586231	
Остаток	9	0,05278332	0,00586481			
Итого	11	0,16537941				
Коэффициенты стандартная ошибка статистика						
Y	4,502173096	0,75416628	5,96973538	0,00021017	2,79613045	6,20821574
LSIZE	-0,185803219	0,04243942	-4,3780815	0,00177607	-0,28180785	-0,08979859
VAIC	0,069941438	0,02546592	2,74647165	0,02260693	0,01233352	0,12754936
		т-крит. =	2,26215716			

Приложение 2. Результаты регрессионной модели (16).

ВЫВОД ИТОГОВ						
Регрессионная статистика						
Множественный	0,812678958					
R-квадрат	0,660447088					
Нормированный	0,584990885					
Стандартная ошибка	0,078990197					
Наблюдения	12					
Дисперсионный анализ						
			Ф-крит. =	4,25649473		
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Значимость F</i>	
Регрессия	2	0,10922435	0,05461218	8,75272098	0,00774611	
Остаток	9	0,05615506	0,00623945			
Итого	11	0,16537941				
Коэффициенты стандартная ошибка статистика						
Y	3,66113115	0,63975546	5,72270403	0,00028598	2,21390375	5,10835855
LSIZE	-0,142200687	0,03541545	-4,01521642	0,00303989	-0,222316	-0,06208538
ICE	0,095662079	0,03737884	2,55925789	0,03072451	0,01110528	0,18021888
		т-крит. =	2,26215716			

Приложение 3. Результаты регрессионной модели (17).

ВЫВОД ИТОГОВ						
Регрессионная статистика						
Множественный	0,823167279					
R-квадрат	0,67760437					
Нормированный	0,605960896					
Стандартная ошибка	0,07696868					
Наблюдения	12					
Дисперсионный анализ						
			Ф-крит. =	4,256494729		
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Значимость F</i>	
Регрессия	2	0,112061812	0,056030906	9,458005564	0,006134104	
Остаток	9	0,0533176	0,005924178			
Итого	11	0,165379412				
Коэффициенты стандартная ошибка статистика						
Y	3,618309027	0,618425811	5,850837664	0,000243504	2,219332649	5,017285406
LSIZE	-0,140738065	0,034172865	-4,118415684	0,002604091	-0,218042457	-0,063433673
HCE	0,125626659	0,046252174	2,716124398	0,023758073	0,020996972	0,230256346
		т-крит. =	2,262157163			

Приложение 4. Результаты регрессионной модели (18).

Приложение 4. Результаты регрессионной модели (10).

Вывод итогов									
Регрессионная статистика									
Множественн	0,89778996								
R-квадрат	0,80602681								
Нормированн	0,76292166								
Стандартная о	0,09459675								
Наблюдения	12								
Дисперсионный анализ				Фкрит. =	4,25649473				
	df	SS	MS	F	Значимость F				
Регрессия	2	0,33465916	0,16732958	18,6990824	0,0006235				
Остаток	9	0,0805369	0,00894854						
Итого	11	0,41519606							
	Коэффициент	Стандартная ошибка	статистика t	P-Значение	Нижние 95%	Верхние 95%	Нижние 95,0%	Верхние 95,0%	
Y	-10,6682275	2,38092974	-4,48069815	0,00153088	-16,0542648	-5,28219022	-16,0542648	-5,28219022	
LSIZE	0,49256233	0,10102886	4,87546159	0,00087687	0,26401917	0,72110549	0,26401917	0,72110549	
VAIC	0,00900377	0,00173003	5,20440636	0,00056075	0,00509017	0,01291736	0,00509017	0,01291736	
		ткрит. =	2,26215716						

Приложение 5. Результаты регрессионной модели (19).

Вывод итогов								
Регрессионная статистика								
Множественн	0,89775147							
R-квадрат	0,8059577							
Нормированн	0,76283719							
Стандартная о	0,0946136							
Наблюдения	12							
Дисперсионный анализ								
		Фкрит. =	4,25649473					
	df	SS	MS	F	Значимость F			
Регрессия	2	0,33463046	0,16731523	18,69082	0,0006245			
Остаток	9	0,0805656	0,00895173					
Итого	11	0,41519606						
Коэффициенты стандартная ошибка статистика Р-Значение Нижние 95% Верхние 95% Нижние 95,0% Верхние 95,0%								
Y	-10,6666384	2,38125835	-4,47941248	0,00153372	-16,053419	-5,27985773	-16,053419	-5,27985773
LSIZE	0,4925019	0,10104344	4,87416005	0,00087845	0,26392576	0,72107804	0,26392576	0,72107804
ICE	0,00902146	0,00173384	5,20317149	0,00056167	0,00509924	0,01294367	0,00509924	0,01294367
		ткрит. =	2,26215716					

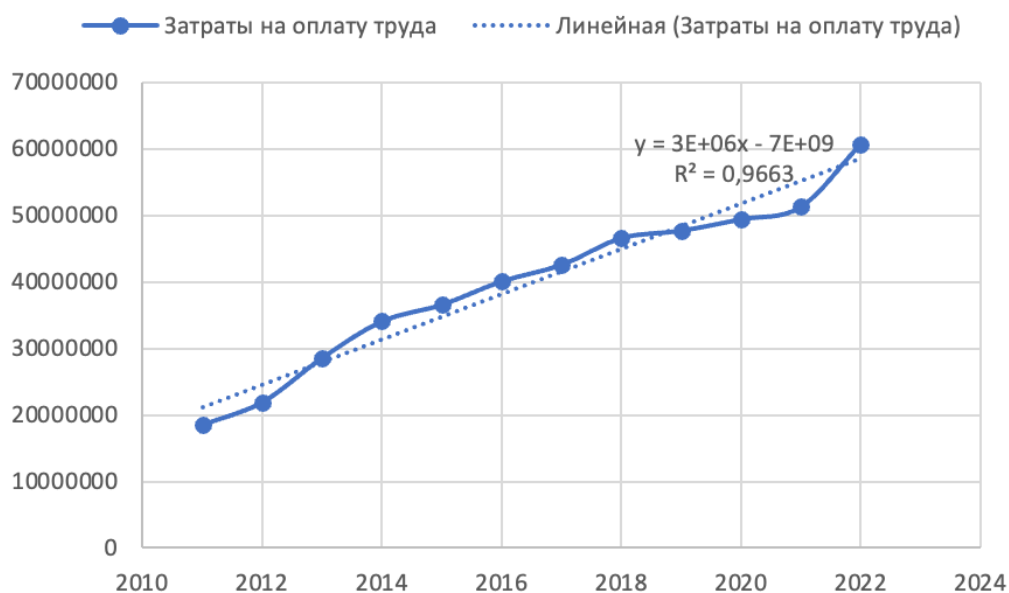
Приложение 6. Результаты регрессионной модели (20).

Вывод итогов											
Регрессионная статистика											
Множественн	0,8973591										
R-квадрат	0,80525335										
Нормированн	0,76197632										
Стандартная о	0,09478516										
Наблюдения	12										
Дисперсионный анализ											
				Фкрит. =	4,25649473						
	df	SS	MS	F	Значимость F						
Регрессия	2	0,33433802	0,16716901	18,6069444	0,00063477						
Остаток	9	0,08085804	0,00898423								
Итого	11	0,41519606									
Коэффициенты стандартная ошибка статистика Р-Значение Нижние 95% Верхние 95% Нижние 95,0% Верхние 95,0%											
Y	-10,6634237	2,38554846	-4,47000927	0,00155465	-16,0599093	-5,26693819	-16,0599093	-5,26693819			
LSIZE	0,49269501	0,10124811	4,8662145	0,00088816	0,26365588	0,72173414	0,26365588	0,72173414			
HCE	0,00904597	0,00174275	5,19061906	0,00057117	0,00510359	0,01298836	0,00510359	0,01298836			
			ткрит. =	2,26215716							

Приложение 7. Результаты регрессионной модели (21).

Вывод итогов								
Регрессионн			Ln(Y) = Ln(A) + α * Ln(RD) + β * Ln(HCE)					
Множеств	0,902391774							
R-квадрат	0,814310914		Ln(Y) = -4,2652 + 0,2267 * Ln(RD) + 0,2146 * Ln(HCE)					
Нормиров	0,773046672		Y = 0,014 * RD^(0,2267) * HCE^(0,2146)					
Стандартн	0,07960148							
Наблюден	12							
Дисперсионный анализ			Фкрит. =	4,256494729				
	df	SS	MS	F	Значимость F			
Регрессия	2	0,250085592	0,125042796	19,73405754	0,000512317			
Остаток	9	0,057027561	0,006336396					
Итого	11	0,307113153						
	Коэффициенты	андартная ош	t-статистика	P-значение	Нижние 95%	Верхние 95%	Нижние 95,0%	Верхние 95,0%
Y	-4,2652	0,922667327	-4,622655492	0,001249631	-6,352391691	-2,177954685	-6,352391691	-2,177954685
RD	0,2267	0,052713361	4,299753838	0,001991371	0,107408569	0,345900382	0,107408569	0,345900382
HCE	0,2146	0,034648899	6,192623398	0,000160279	0,136186327	0,292948837	0,136186327	0,292948837
exp(A) =	0,0140	ткрит. =	2,262157163					

Приложение 8. Временной ряд затрат на оплату труда на компании «Газпром».



Приложение 9. Временной ряд затрат на НИОКР компании «Газпром».



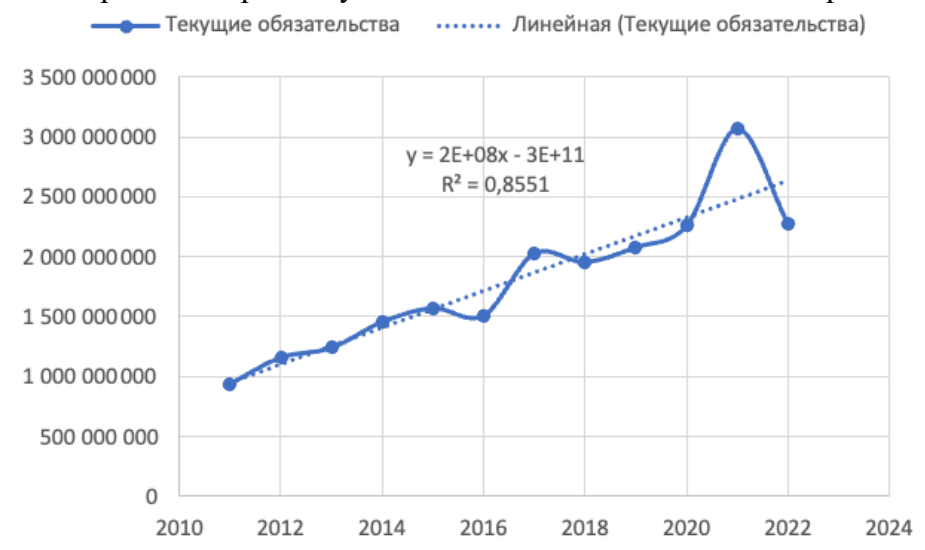
Приложение 10. Результаты регрессионной модели (22).

Вывод итогов								
Регрессионная статистика		$Ln(Y) = Ln(A) + \alpha * Ln(RD) + \beta * Ln(HCE)$						
Множественный коэффициент	0,90608216							
R-квадрат	0,820984882	$Ln(Y) = -4,3728 + 0,2297 * Ln(RD) + 0,2294 * Ln(ICE)$						
Нормированный коэффициент	0,781203744	$Y = 0,0126 * RD^{(0,2297)} * ICE^{(0,2294)}$						
Стандартная ошибка	0,078157887							
Наблюдения	12							
Дисперсионный анализ		Ф-крит. = 4,256494729						
	df	SS	MS	F	Значимость F			
Регрессия	2	0,252135255	0,126067628	20,63754167	0,000434514			
Остаток	9	0,054977897	0,006108655					
Итого	11	0,307113153						
	Коэффициенты	стандартная ошибка	t-статистика	P-значение	Нижние 95%	Верхние 95%	Нижние 95,0%	Верхние 95,0%
Y	-4,3728	0,915182182	-4,778027376	0,001004038	-6,443051449	-2,302479592	-6,443051449	-2,302479592
RD	0,2297	0,051957202	4,420867247	0,001669088	0,112160535	0,347231247	0,112160535	0,347231247
ICE	0,2294	0,036219998	6,33354679	0,000135486	0,147465726	0,311336383	0,147465726	0,311336383
exp(A) =	0,0126	t-крит. =	2,262157163					

Приложение 11. Результаты регрессионной модели (23).

Вывод итогов								
Регрессионная статистика						$Ln(Y) = Ln(A) + \alpha * Ln(RD) + \beta * Ln(HCE)$		
Множественный коэффициент	0,905999732							
R-квадрат	0,820835514					$Ln(Y) = -4,3733 + 0,2297 * Ln(RD) + 0,2295 * Ln(VAIC)$		
Нормированный коэффициент	0,781021184					$Y = 0,0126 * RD^{(0,2297)} * VAIC^{(0,2295)}$		
Стандартная ошибка	0,078190487							
Наблюдения	12							
Дисперсионный анализ						Ф-крит. = 4,256494729		
	df	SS	MS	F	Значимость F			
Регрессия	2	0,252089383	0,126044691	20,61658482	0,000436148			
Остаток	9	0,05502377	0,006113752					
Итого	11	0,307113153						
	Коэффициенты	стандартная ошибка	t-статистика	P-значение	Нижние 95%	Верхние 95%	Нижние 95,0%	Верхние 95,0%
Y	-4,3733	0,91565009	-4,776141258	0,001006688	-6,444618586	-2,301929764	-6,444618586	-2,301929764
RD	0,2297	0,051978764	4,418679601	0,001674387	0,112093372	0,34726164	0,112093372	0,34726164
VAIC	0,2295	0,036246443	6,330313529	0,000136006	0,1474562	0,311446503	0,1474562	0,311446503
exp(A) =	0,0126	t-крит. =	2,262157163					

Приложение 12. Временной ряд текущих обязательств компании «Газпром».



Приложение 13. Временной ряд общих активов прибыли компании «Газпром».

