

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Российская государственная академия интеллектуальной
собственности»**

На правах рукописи

ВИКТОРОВ Егор Игоревич

**МОДЕЛИ И ИНСТРУМЕНТЫ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ
ПЛАТФОРМЕННЫХ ЭКОСИСТЕМ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО
ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА**

Специальность: 5.2.3. Региональная и отраслевая экономика
(экономика инноваций)

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель:
доктор экономических наук, доцент
Воронов Виктор Степанович

Москва - 2026

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	3
ГЛАВА 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВАНИЯ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ ПЛАТФОРМЕННЫХ ЭКОСИСТЕМ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА.....	12
1.1. Платформенные экосистемы технологического предпринимательства как объект цифровой трансформации.....	12
1.2. Методические проблемы оценки технологических компаний в условиях платформенного отбора.....	23
1.3. Организационно-экономические предпосылки оценки, отбора, маршрутизации и мониторинга технологических компаний	35
Выводы по главе 1	43
ГЛАВА 2. КОМБИНИРОВАННАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ ИНВЕСТИЦИОННОГО УСПЕХА ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ КОМПАНИЙ	45
2.1. Технологическая компания как агрегированная единица платформенного отбора	45
2.2. Байесовские модели поддержки инвестиционных и управленческих решений в условиях неопределенности.....	56
2.3. Диаграммы влияния и логика реального опциона как переход к платформенному отбору компаний.....	74
Выводы по главе 2.....	100
ГЛАВА 3. ГИБРИДНЫЙ ПОДХОД К ОЦЕНКЕ КОММЕРЧЕСКОГО ПОТЕНЦИАЛА ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ КОМПАНИЙ В ПЛАТФОРМЕННОЙ ЭКОСИСТЕМЕ.....	102
3.1. Организационно-экономический подход к принятию решений в процессе платформенного отбора технологических компаний.....	102
3.2. Интерпретация вероятностной оценки через уровень рыночной готовности и семантический класс компании.....	120
3.3. Апробация вероятностно-семантического инструментария с использованием двух моделей вероятностного вывода.....	130
Выводы по главе 3.....	152
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	154
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ И ЛИТЕРАТУРЫ.....	162
ПРИЛОЖЕНИЯ.....	181

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Цифровая трансформация платформенных экосистем технологического предпринимательства изменяет не только информационное взаимодействие, но и порядок работы с технологическими компаниями. Для платформенных процессов важны воспроизводимые процедуры оценки, отбора, маршрутизации и мониторинга компаний, претендующих на экспертную, пилотную, инвестиционную или институциональную поддержку.

Масштабы потоков технологических компаний, проходящих через современные платформенные экосистемы, подтверждают значимость данной задачи. В рамках российских программ поддержки ежегодно рассматриваются тысячи заявок. Так, в 2026 г. на конкурс «Студенческий стартап» было подано 12,6 тыс. заявок из 438 университетов 82 регионов страны. За период 2022–2025 гг. в рамках Платформы университетского технологического предпринимательства создано более 44,5 тыс. стартап-проектов, при этом лишь около 5 тыс. продолжают функционировать и развиваться. В акселераторе Build UP из 753 заявок, поступивших в 2025 г., до стадии пилотных проектов дошли только 25 команд. На конец 2025 г. экосистема «Сколково» объединяла 5469 компаний, из которых 1332 получили статус участника в течение года. Сходная картина наблюдается и в зарубежной практике. В летнем наборе 2022 г. акселератор Y Combinator профинансировал 240 компаний из 19 тыс. заявок, что соответствует уровню отбора около 1,3%. В программе EIC Accelerator по итогам 2024 г. финансирование получили 71 компания из 1211 заявок. Такая селективность означает, что задача платформенного отбора приобретает характер задачи с редкими положительными исходами, где компании, достигающие подтвержденного коммерческого или инвестиционного результата, составляют малую долю входного потока. Следовательно, особое значение приобретают не только выявление перспективных профилей, но и снижение ошибок отбора при распределении экспертного, пилотного и инвестиционного ресурса.

Платформенные экосистемы аккумулируют сведения о проектах, технологиях, патентах, инвестиционных событиях, пилотах, командах и мерах поддержки, однако эти сведения не всегда становятся сопоставимым основанием для решения. В условиях асимметрии информации, неполноты данных и жестких ресурсных ограничений система платформенного отбора сталкивается с ошибками первого и второго рода. Преждевременное исключение перспективной компании означает потерю потенциального инвестиционного результата и формирует высокие альтернативные издержки, связанные с упущенной возможностью поддержки будущего лидера. Напротив, пролонгированное сопровождение компании с низким рыночным потенциалом приводит к неэффективной аллокации ресурсов и может формировать «ловушку невозвратных затрат», когда дальнейшая поддержка сохраняется не вследствие перспективности проекта, а вследствие уже понесенных затрат и ранее принятых решений.

В существующей практике платформенного отбора и научной литературе недостаточно закреплен единый порядок перехода от разнородных данных цифрового профиля к сопоставимой оценке, интерпретации результата и выбору режима дальнейшей работы с компанией. В результате сведения о технологии, патентах, команде, финансировании, пилотных проектах и рыночных признаках могут учитываться фрагментарно, а итоговое решение в значительной степени зависит от экспертной трактовки отдельных сигналов, а не от воспроизводимой последовательности оценки и маршрутизации.

Разработка подходов к управлению процессами принятия решений в платформенных экосистемах технологического предпринимательства, формирование инструментов цифровой среды отбора и методическое обоснование оценки компаний ранних стадий являются важной научно-практической задачей, требующей теоретического, методического и прикладного развития. Ее решение позволяет перейти от фрагментарного учета отдельных сигналов к воспроизводимому порядку предварительной оценки, маршрутизации и мониторинга технологических компаний в условиях неопределенности, неполноты данных и ограниченности ресурсов сопровождения.

Степень разработанности проблемы. Теоретические основы экономики инноваций, инновационного развития, технологических изменений и долгосрочной динамики научно-технического развития раскрыты в работах С.Ю. Глазьева, О.Г. Голиченко, В.В. Иванова, Н.И. Ивановой, Н.Д. Кондратьева, Г.Б. Клейнера, Б. Лундвалла, К. Перес, Й. Шумпетера, Ю.В. Яковца и др.

Вопросы управления инновациями, инновационными процессами, инновационным потенциалом, цифровизацией инновационной деятельности и организационно-экономическим обеспечением инновационного развития исследованы в трудах А.В. Бабкина, Л.С. Валинуровой, Ю.В. Вертаковой, А.Т. Волкова, Д.И. Кокурина, В.Р. Смирновой, Р.М. Нижегородцева, А.А. Хачатуряна, И.Л. Туккеля, Н.З. Мазур, А.В. Трачука и др.

Вопросы технологического предпринимательства, коммерциализации технологий, предпринимательских возможностей, венчурного и акселерационного отбора, а также инвестиционного и институционального обеспечения коммерциализации интеллектуальных активов раскрыты в исследованиях А.А. Шулуса, В.С. Воронова, Ю.С. Васильевой, С.В. Чернявского, С. Бланка, П. Гомперса, Т. Хеллмана, Я. Хохберга, Дж. Лернера, Э. Риса, С. Шейна и др.

Модели вероятностных оценок, эконометрики больших данных, машинного обучения, предиктивного моделирования и интерпретации факторов в экономических и управленческих исследованиях представлены в работах А. Агравала, Х. Вэриана, Дж. Ганса, А. Голдфарба, Г. Имбенса, Дж. Клейнберга, С. Маллайнатана, В. Черножукова, С. Эйти и др.

Вопросы онтологического моделирования, семантического описания предприятий, бизнес-процессов, экономических обменов, управленческих знаний и формализации предметных областей раскрыты в работах Т. Грубера, М. Грюнингера, Н. Гуарино, Д. Макгиннесс, У. Маккарти, М. Фокса, Ф. ван Хармелена, Д. Фенсела и др.

Вместе с тем, несмотря на значительный объем исследований в области экономики инноваций, управления инновационными процессами, платформенных экосистем, технологического предпринимательства, коммерциализации

технологий, венчурного отбора, оценки инновационных проектов, вероятностного моделирования, машинного обучения и онтологического представления знаний, недостаточно разработаны экономико-управленческие подходы к оценке технологических компаний в платформенной экосистеме, обеспечивающие их сопоставление по уровню рыночной перспективности, содержательную интерпретацию факторов такой оценки и обоснованный выбор дальнейших управленческих действий. Недостаточная проработанность данной задачи в условиях неполноты и разнородности данных, редкости положительных исходов, а также ограниченности экспертного, пилотного и инвестиционного ресурса определила цель, задачи и логику настоящего диссертационного исследования.

Объект исследования – платформенные экосистемы технологического предпринимательства как форма цифровой координации инновационной деятельности.

Предмет исследования – организационно-экономические модели и инструменты оценки, отбора и маршрутизации технологических компаний в платформенной экосистеме.

Цель исследования состоит в разработке и апробации вероятностно-семантического инструментария, обеспечивающего цифровую трансформацию процедур работы с технологическими компаниями в платформенной экосистеме.

Поставленная цель предопределила **следующие задачи диссертационного исследования:**

1. Уточнить содержание цифровой трансформации технологического предпринимательства в платформенных экосистемах.
2. Обосновать понятие технологической компании как агрегированной единицы платформенного отбора.
3. Разработать комбинированную модель оценки инвестиционного успеха технологических компаний на основе вероятностных и экономико-управленческих методов.
4. Сформировать порядок интерпретации вероятностной оценки через уровень рыночной готовности, семантический класс и управленческое действие.

5. Формализовать гибридный подход к оценке коммерческого потенциала технологических компаний на основе вероятностных метрик и онтологической модели предметной области.

Область исследования соответствует требованиям Паспорта научной специальности 5.2.3 Региональная и отраслевая экономика (Экономика инноваций): п. 7.5 Цифровая трансформация экономической деятельности. Модели и инструменты цифровой трансформации; п. 7.8 Теория, методология и методы оценки эффективности инновационных проектов и программ.

Теоретико-методологическую основу исследования составляют положения экономики инноваций, теории инновационных и платформенных экосистем, технологического предпринимательства, информационной асимметрии, подходы к оценке инновационных проектов, технологической и рыночной готовности, методы вероятностного моделирования, байесовского вывода, диаграмм влияния, реальных опционов, машинного обучения, онтологического моделирования. Применены системный и сравнительный анализ, экономико-математическое моделирование, калибровка вероятностей, дискретизация показателей и логический машиноисполняемый вывод.

Информационную базу исследования составили законодательные и нормативные правовые акты Российской Федерации, документы стратегического планирования в сфере инновационной деятельности, интеллектуальной собственности, цифровой экономики и технологического предпринимательства, данные Росстата и Роспатента, материалы институтов развития и цифровых платформ поддержки технологических компаний, включая Московский инновационный кластер, Фонд «Сколково» и Платформу университетского технологического предпринимательства, открытые сведения о технологических компаниях, инвестиционных событиях, патентной активности и результатах коммерциализации, научные публикации российских и зарубежных авторов, а также сетевые информационные ресурсы по экономике инноваций, платформенным экосистемам, венчурному отбору, вероятностному моделированию, машинному обучению и семантическому представлению знаний.

Научная новизна диссертационного исследования заключается в решении научной задачи формирования теоретико-методических и инструментальных основ цифровой трансформации платформенного управления технологическими компаниями в условиях высокой неопределенности и неполноты данных.

1. Уточнено содержание цифровой трансформации технологического предпринимательства при обеспечении инновационной деятельности субъектов платформенных экосистем, *отличающееся* трактовкой данного процесса как изменения организационно-экономического механизма оценки, отбора, маршрутизации и мониторинга профильных компаний, *обеспечивающего* переход от базовой автоматизации локальных сервисов к системной координации участников и оптимальному распределению ограниченных ресурсов на основе формирования единого цифрового профиля в условиях неполноты данных.

2. Обосновано понятие технологической компании как агрегированной единицы платформенного отбора в системе поддержки финансовых и инвестиционных решений в инновационных экосистемах, *отличающееся* оценкой организации как обладателя совокупного рыночного потенциала на основе цифрового профиля, объединяющего разнородные сведения о ее проектах, интеллектуальных активах, инвестиционной активности и организационно-рыночных характеристиках, *что позволяет* перейти от оценки отдельных экономических сигналов к сопоставлению технологических компаний как носителей различных траекторий коммерциализации.

3. Разработана комбинированная модель оценки инвестиционного успеха технологических компаний, объединяющая инструменты байесовских сетей доверия и логику реального опциона, *отличающаяся* переходом от изолированной вероятностной оценки к совместному учету свидетельств цифрового профиля компании и экономической ценности реального опциона, *что позволяет* обосновывать управленческие решения платформенного отбора и сопровождения инновационных компаний в условиях ограниченности и неопределенности информации, множественности возможных сценариев развития на ранних этапах жизненного цикла.

4. Разработан организационно-экономический механизм принятия решений в процессе платформенного отбора технологических компаний, *отличающийся* от методов, использующих прогнозную вероятность как непосредственное основание для выбора, определением порядка интерпретации вероятностной оценки через ее перевод в уровень рыночной готовности с использованием квантильных порогов и последующее соотнесение с онтологической категорией ресурсной приоритизации, связывая метрику коммерческого потенциала с распределительной функцией платформы, *для снижения* стоимости ошибок инновационного отбора и повышения обоснованности распределения ресурсов поддержки.

5. Предложен гибридный подход к оценке коммерческого потенциала технологических компаний в платформенных экосистемах, *отличающийся* интеграцией расчетных вероятностных метрик, полученных посредством инструментов машинного обучения и байесовских сетей, с онтологической моделью предметной области, обеспечивающей формализацию цифрового профиля технологической компании, критериев полноты данных и правил классификации, *что позволяет* получать сопоставимые, логически согласованные и содержательно обоснованные управленческие решения.

Теоретическая значимость исследования заключается в развитии научно-методического инструментария экономики инноваций, связанного с цифровой трансформацией платформенного отбора технологических компаний. Представленные разработки служат отправной точкой для дальнейших исследований в области оценки и сопровождения технологических компаний в инновационных экосистемах. С точки зрения **практической значимости** предложенный в диссертации инструментарий может использоваться институтами развития, цифровыми платформами, акселераторами, венчурными фондами и корпоративными центрами инноваций при модернизации процедур отбора компаний, оценке их рыночной перспективности, распределении ограниченных ресурсов и построении процессов мониторинга.

Апробация и внедрение результатов исследования. Основные результаты исследования опубликованы, апробированы в установленном порядке, доложены и

получили одобрение на научных конференциях и форумах различного уровня, включая: 9-я МНПК «Технологическая перспектива: новые рынки и точки экономического роста», (TECHNOPERSPECTIVE 2023), 29-30 ноября 2023 г., г. Санкт-Петербург; 10-я МНПК «Технологическая перспектива: новые рынки и точки экономического роста» (TECHNOPERSPECTIVE 2024), 7-9 ноября 2024 г., г. Санкт-Петербург; Международная научная конференция РАЕ «Современные проблемы науки и образования», 12 ноября 2024 г., г. Москва; X Санкт-Петербургский экономический конгресс (СПЭК-2025): Труд и трансформация общества: знание, творчество, ноономика. 08-09 апреля 2025 г., г. Санкт-Петербург; II ВНПК «Образование-Наука-Практика» на базе АНО ВО «Кубанский институт профессионального образования», 14-18 апреля 2025 г., г. Краснодар; VII МНПК «Социальная динамика населения и человеческий потенциал», ИСЭПН им. Н.М. Римашевской – обособленное подразделение ФГБУН Федерального научно-исследовательского социологического центра РАН, 26-27 июня 2025 г., г. Москва; 11-я МНПК "Технологическая перспектива: новые рынки и точки экономического роста" (TECHNOPERSPECTIVE 2025), Дом ученых РАН им. М. Горького, ФГБОУ ВО Санкт-Петербургский государственный университет, г. Санкт-Петербург, 25-26 ноября 2025 г.; VII Международная конференция «Взгляд в будущее: интеллектуальная собственность и национальная безопасность государств на евразийском пространстве», 2 декабря 2025 г., РГАИС, Москва; III ВНПК «Образование-Наука-Практика» на базе АНО ВО «Кубанский институт профессионального образования», 17-24 апреля 2026 г., г. Краснодар; XXVII Всероссийский симпозиум с международным участием «Стратегическое планирование и развитие предприятий», ЦЭМИ РАН, 14-15 апреля 2026 г., г. Москва.

Результаты исследования использованы при выполнении научно-исследовательской работы «Развитие механизмов платформенной и сетевой экономики в Российской Федерации: проблемы и пути решения» согласно Государственному заданию для ФГБОУ ВО «Российская государственная академия интеллектуальной собственности» (10-ГЗ-2022) в части анализа научной

литературы в предметной области, разработки и апробации математических и информационных (семантических) моделей инновационной деятельности субъектов платформенных экосистем (см. Приложение).

Результаты, полученные в диссертационном исследовании, используются кафедрой Управления инновациями и коммерциализации интеллектуальной собственности ФГБОУ ВО «Российская государственная академия интеллектуальной собственности» для преподавания учебных дисциплин «Инновационный менеджмент», «Технологическое брокерство», «Основы управления прорывными технологиями».

Публикации. Основные результаты диссертационного исследования опубликованы лично автором и в соавторстве в 23 научных работах, в том числе в 10 статьях в рецензируемых научных изданиях, рекомендованных ВАК РФ. Общий объем опубликованных работ составил 12,9 п.л., доля автора – 6,6 п.л.

Структура и объем диссертации. Диссертация состоит из введения, трех глав, заключения и списка использованных источников и литературы (186 источников), изложена на 180 страницах, содержит 21 таблицу, 34 рисунка, 4 приложения.

ГЛАВА 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВАНИЯ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ ПЛАТФОРМЕННЫХ ЭКОСИСТЕМ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВА

1.1. Платформенные экосистемы технологического предпринимательства как объект цифровой трансформации

В научной литературе можно выделить несколько линий анализа экосистем. Первая линия исходит из структуры взаимозависимых ролей и дополняющих действий, без которых инновационное предложение не может быть создано и выведено на рынок. Вторая линия делает акцент на технологических и институциональных связях между участниками. Третья линия рассматривает экосистему как среду предпринимательского поиска, где значение имеют доступность ресурсов, плотность связей и цифровые возможности взаимодействия. Для рассматриваемой темы важна не конкуренция этих подходов, а их совместный вывод о том, что инновационный результат формируется в системе координации, а не внутри отдельной организации.¹

Экосистемный подход отличается от линейной модели инновационного процесса тем, что переносит внимание с последовательного прохождения стадий на согласование взаимозависимых действий. В линейной логике научный результат постепенно переходит в разработку, производство и рынок. В экосистемной логике результат зависит от того, насколько синхронно действуют разработчики, инвесторы, заказчики, посредники, регуляторы и инфраструктурные организации. Именно поэтому для экономики инноваций важны не только объем ресурсов и число участников, но и правила их соединения в воспроизводимый механизм.²

В зарубежных исследованиях платформенные экосистемы трактуются как организационно-технологические структуры, в которых центральный участник или

¹ Adner R. Ecosystem as Structure: An Actionable Construct for Strategy // Journal of Management. 2017. Vol. 43(1). P. 39–58.

² Granstrand O., Holgersson M. Innovation ecosystems: A conceptual review and a new definition // Technovation. 2020. Vol. 90–91. Article 102098.

оператор задает правила доступа, стандарты взаимодействия и условия подключения внешних участников.³ Для технологического предпринимательства это особенно существенно, поскольку компания ранней стадии нуждается одновременно в экспертизе, финансировании, пилотировании и институциональном сопровождении.

В российской исследовательской традиции усиливается внимание к организационной инфраструктуре инновационных экосистем, взаимодействию университетов, бизнеса и власти, а также к цифровым платформенным решениям как способу согласования действий этих участников⁴. Подобный подход органично связывает платформенную проблематику с задачами региональной экономики инноваций. Превращаясь из локального канала коммуникации в опорный элемент организационно-информационной инфраструктуры, цифровая среда позволяет не только отслеживать траекторию развития отдельных предприятий, но и системно управлять их массивом: сопоставлять компании по стадиям готовности, маршрутизировать к инвесторам или мерам поддержки, а также накапливать объективные данные для оценки эффективности региональной политики.

Для высокотехнологичной промышленности экосистемный подход имеет прикладное значение, поскольку инновационный результат зависит от сочетания научного задела, производственных возможностей, кадровой базы, спроса и механизмов финансирования. Российские исследования подчеркивают, что развитие высокотехнологичных отраслей требует не изолированных мер поддержки, а согласованной среды, в которой участники получают доступ к ресурсам и кооперационным связям. Платформенная форма координации рассматривается как цифровое развитие такой среды.⁵

Исследования цифровой трансформации показывают, что содержание предметной области не сводится к внедрению отдельных информационных систем.

³ Gawer A. Bridging differing perspectives on technological platforms: Toward an integrative framework // Research Policy. 2014. Vol. 43(7). P. 1239-1249.

⁴ Искосков М.О., Митрофанова Я.С. Развитие организационной инфраструктуры инновационной экосистемы взаимодействия университетов, бизнеса и власти на основе цифровых платформенных решений // Цифровая экономика и инновации. 2023. № 2. С. 34-41.

⁵ Каленов О.Е. Инновационная экосистема как основа развития высокотехнологичной промышленности // Вестник Российского экономического университета имени Г.В. Плеханова. 2020. Т. 17. № 5. С. 126-133.

Более существенным является изменение процессов создания ценности, организационных процедур и способов принятия решений. В платформенной экосистеме технологического предпринимательства это отражается в виде изменения самого механизма отбора компаний, поскольку цифровая среда позволяет стандартизировать данные, фиксировать этапы проверки и связывать оценку с последующим действием.⁶

Концепция технологического развития Российской Федерации до 2030 года задает институциональный контекст, в котором технологические компании рассматриваются как один из источников технологического суверенитета, обновления производственной базы и формирования новых рынков. Эта логика усиливает значение платформенного отбора, поскольку ограниченные ресурсы поддержки должны направляться в те сегменты, где существует наибольшая вероятность последующего технологического и коммерческого результата.⁷

Статистические сборники НИУ ВШЭ показывают, что инновационная деятельность и использование цифровых платформ уже имеют значимый макроэкономический масштаб. Цифровая трансформация платформенной экосистемы рассматривается не как частный управленческий прием, а как элемент более широкого процесса изменения инфраструктуры инновационного развития.⁸

Технологическое предпринимательство занимает особое место в инновационной экосистеме, поскольку соединяет научно-техническую новизну с предпринимательским действием. В исследованиях предпринимательства оно связано с выявлением и использованием возможностей, возникающих вследствие технологических изменений, неопределенности рынков и неравномерного распределения знаний. В региональной и отраслевой экономике технологические компании ранних стадий выполняют функцию носителей новых технологических

⁶ Nambisan S., Wright M., Feldman M. The digital transformation of innovation and entrepreneurship: Progress, challenges and key themes // Research Policy. 2019. Vol. 48(8). Article 103773.

⁷ Об утверждении Концепции технологического развития на период до 2030 года [Электронный ресурс]: Распоряжение Правительства Российской Федерации от 20 мая 2023 г. № 1315-п // Официальный интернет-портал правовой информации. URL: <http://static.government.ru/media/files/KIJ6A00A1K5t8Aw93NfRG6P8OIbBp18F.pdf> (дата обращения: 12.06.2026).

⁸ Индикаторы инновационной деятельности: 2026: статистический сборник / В.В. Власова, Л.М. Гохберг, Г.А. Грачева и др.; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». М.: ИСИЭЗ НИУ ВШЭ, 2026. 216 с. URL: <https://issek.hse.ru/mirror/pubs/share/1134464098.pdf> (дата обращения: 12.06.2026).

траекторий, но одновременно требуют специальных механизмов отбора, сопровождения и защиты от преждевременного исключения из инновационного потока.⁹ Под инновационным потоком подразумевается организованное движение инновационных проектов и технологических компаний в рамках экосистемы через последовательность процедур оценки, отбора, маршрутизации и ресурсного обеспечения, направленных на их доведение до коммерческого или общественно значимого результата.

Платформенная экосистема технологического предпринимательства отличается от классического инновационного кластера тем, что цифровая платформа становится не только каналом коммуникации, но и средством структурирования данных о компаниях, мерах поддержки, партнерах и результатах взаимодействия. Платформа фиксирует заявки, профили компаний, статусы проверки, результаты экспертных процедур, сведения о пилотах и последующих изменениях состояния компании. Благодаря этому экосистемное взаимодействие получает цифровую форму, в которой данные становятся самостоятельным ресурсом управления.¹⁰

В экономической литературе цифровая платформа обычно рассматривается в двух взаимодополняющих аспектах. Первый связан с многосторонним рынком, где платформа снижает издержки поиска и взаимодействия между группами участников. Второй связан с технологической архитектурой, обеспечивающей модульность, стандартизацию интерфейсов и возможность подключения внешних участников. Для платформенной экосистемы технологического предпринимательства значимы оба аспекта, поскольку отбор компаний требует одновременно организационной координации и цифрового описания объектов оценки.

⁹ Shane S., Venkataraman S. The promise of entrepreneurship as a field of research // *Academy of Management Review*. 2000. Vol. 25(1). P. 217–226.; Audretsch D.B. From the entrepreneurial university to the university for the entrepreneurial society // *Journal of Technology Transfer*. 2014. Vol. 39(3). P. 313–321.

¹⁰ Nambisan S., Lyytinen K., Majchrzak A., Song M. Digital Innovation Management: Reinventing Innovation Management Research in a Digital World // *MIS Quarterly*. 2017. Vol. 41(1). P. 223–238.

Цифровая трансформация в данной предметной области не ограничивается переводом отдельных заявок на поддержку в электронную форму.¹¹ Она затрагивает порядок распределения информации, правила доступа к экспертам, процедуры проверки, критерии направления компаний в акселерационные программы и механизмы мониторинга развития организаций. Цифровизация отдельных операций является лишь начальным уровнем изменений. Более глубокий уровень связан с перестройкой управленческого процесса, где данные и правила становятся основой повторяемого отбора и сопровождения технологических компаний.¹²

Платформа как механизм координации формирует единое пространство для нескольких типов действий. В нем компания подает заявку и раскрывает сведения о технологии, рынке, команде, интеллектуальной собственности и финансировании. Экспертная организация оценивает достоверность и полноту сведений. Инвестор рассматривает компанию как объект потенциального финансирования. Корпоративный партнер сопоставляет предложение с технологической задачей. Институт развития определяет доступность мер поддержки. Оператор платформы соединяет эти действия в воспроизводимый процесс.¹³

Такая интерпретация платформы позволяет отличить ее от цифровой витрины сервисов. Витрина предоставляет информацию о доступных мерах поддержки и контактах, но не обязательно формирует единый подход к оценке. Платформенная экосистема в строгом смысле предполагает наличие правил описания компании, процедур проверки данных, маршрутизации заявок, сопоставления профилей и последующего мониторинга.¹⁴ Экономическое

¹¹ Vial G. Understanding digital transformation: A review and a research agenda // *Journal of Strategic Information Systems*. 2019. Vol. 28(2). P. 118–144.

¹² Verhoef P.C., Broekhuizen T., Bart Y., Bhattacharya A., Qi J., Fabian N., Haenlein M. Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda // *Journal of Business Research*. 2021. Vol. 122. P. 889–901

¹³ Feser D. Innovation intermediaries revised: a systematic literature review on innovation intermediaries' role for knowledge sharing // *Review of Managerial Science*. 2023. Vol. 17(5). P. 1827–1862.

¹⁴ Costabile C., Iden J., Bygstad B. Building digital platform ecosystems through standardization: an institutional work approach // *Electronic Markets*. 2022. Vol. 32(4). P. 1877–1889.

значение платформы состоит в снижении транзакционных издержек координации и в повышении сопоставимости решений между различными участниками.¹⁵

В платформенной экосистеме объектом координации становится не только отдельный инновационный проект. В реальных процедурах поддержки технологического предпринимательства заявка часто представляет компанию как носителя технологической траектории, команды, патентного портфеля, рыночных гипотез, первых продаж, пилотных результатов и институциональных связей.¹⁶ Поэтому профиль компании приобретает значение агрегированного объекта оценки. Он соединяет технологические, рыночные, финансовые, организационные и институциональные признаки, которые в дальнейшем могут использоваться для маршрутизации.

На рис. 1.1 в общем виде представлена платформенная экосистема технологического предпринимательства как организационно-экономический механизм координации участников. В центре схемы находится оператор цифровой платформы, обеспечивающий сбор данных, стандартизацию профилей, первичную проверку и распределение заявок между режимами сопровождения. Вокруг него располагаются компании, инвесторы, корпорации, университеты, институты развития, экспертные организации и пилотные площадки. Связи между ними отражают необходимость согласования действий вокруг оценки и развития технологических компаний.

Функции участников платформенной экосистемы неодинаковы. Малые технологические компании формируют первичный поток заявок и данные о собственной технологической, рыночной и финансовой траектории. Университеты и научные организации обеспечивают происхождение части разработок и кадровую базу. Корпорации создают спрос на пилотирование и выступают потенциальными заказчиками. Инвесторы оценивают перспективу роста и риски. Институты развития предоставляют меры поддержки и компенсируют недостатки

¹⁵ Mukhopadhyay S., Bouwman H. Orchestration and governance in digital platform ecosystems: a literature review and trends // Digital Policy, Regulation and Governance. 2019. Vol. 21(4). P. 329–351.

¹⁶ Yin B., Luo J. How do accelerators select startups? Shifting decision criteria across stages // IEEE Transactions on Engineering Management. 2018. Vol. 65(4). P. 574–589.

рыночного финансирования. Оператор платформы обеспечивает согласование этих функций в цифровом контуре.

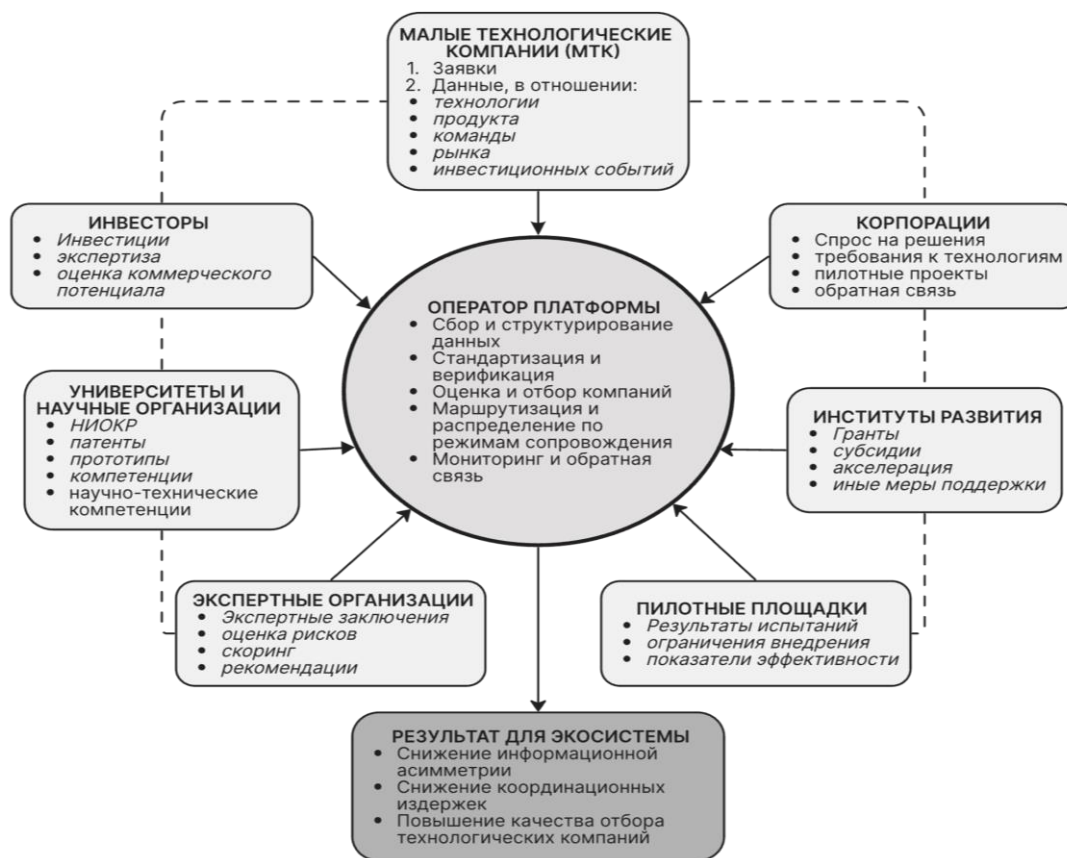


Рисунок 1.1 – Платформенная экосистема технологического предпринимательства как организационно-экономический механизм координации участников.

Источник: составлено автором

Экспертные организации и технологические посредники выполняют особую роль. Они переводят информацию о технологии и рынке в форму, пригодную для принятия решений. Такая роль соответствует представлению об инновационных посредниках как об организациях, обеспечивающих обмен знаниями, интерпретацию контекстной информации и соединение участников инновационного процесса. В платформенной среде эта функция не исчезает, но получает цифровое оформление через профили компаний и правила маршрутизации.

Российская инновационная политика последних лет демонстрирует усиление платформенной логики поддержки технологического предпринимательства. Концепция технологического развития до 2030 года и федеральный проект «Технологии»¹⁷ ориентируют институты развития и региональные экосистемы на выращивание технологических компаний, формирование кооперационных цепочек и расширение возможностей коммерциализации разработок. В такой системе цифровые платформы могут использоваться как инфраструктура отбора, сопровождения и мониторинга компаний, участвующих в технологическом развитии.

Московский инновационный кластер представляет один из наиболее показательных примеров региональной цифровой платформы поддержки технологических предпринимателей. Официальное описание кластера фиксирует платформенную функцию поддержки технологических предпринимателей, создания условий для тестирования, взаимодействия и доступа к сервисам. Для целей настоящего исследования значим не только перечень сервисов, но и сама институциональная форма, в которой компания получает цифровой профиль, связанный с мерами поддержки, партнерскими возможностями и потенциальным пилотированием.¹⁸

Фонд «Сколково» также демонстрирует значимость формализованного входа в инновационную экосистему. Процедура получения статуса участника включает подачу заявки, формальную проверку, проверку соответствия инновационным приоритетам и экспертизу по-существу. Такая последовательность показывает, что цифровая платформа и экспертная процедура образуют единую структуру отбора, где заявка должна быть не только зарегистрирована, но и сопоставлена с критериями программы поддержки.¹⁹

¹⁷ Федеральный проект «Технологии» // Министерство экономического развития Российской Федерации: [Электронный ресурс]. – URL: https://www.economy.gov.ru/material/directions/np_effektivnaya_i_konkurentnaya_ekonomika/fp_tehnologii/ (дата обращения: 12.06.2026).

¹⁸ Фонд МИК – это инновации // Портал Московского инновационного кластера: [Электронный ресурс]. – URL: <https://i.moscow/mic> (дата обращения: 12.06.2026).

¹⁹ Действия соискателя // Официальный сайт Фонда «Сколково»: [Электронный ресурс]. – URL: <https://sk.ru/applicants-actions/> (дата обращения: 12.06.2026).

Платформа университетского технологического предпринимательства (ПУТП Минобрнауки) формирует особый контур вовлечения университетов, студентов, наставников, стартап-студий и партнеров.²⁰ Технологическое предпринимательство рассматривается не только как индивидуальная инициатива, но и как результат институциональной среды, способной создавать команды, предпринимательские компетенции, первые проекты и связи с внешними заказчиками. С точки зрения платформенной логики организация является важным институциональным контрагентом, поскольку компании ранних стадий часто возникают внутри образовательных и научных контуров.²¹

Официальная статистика подтверждает макроэкономический масштаб задачи. По данным статистического сборника НИУ ВШЭ «Индикаторы инновационной деятельности: 2026», уровень инновационной активности крупных и средних организаций в целом вырос с 11,3% в 2023 году до 12,5% в 2024 году, а в промышленном производстве с 16,9 до 18,1%. Затраты на инновационную деятельность в 2024 году по совокупности источников составили более 4,5 трлн. руб. Эти данные показывают, что инновационная деятельность имеет значимый ресурсный масштаб и требует эффективных механизмов отбора и распределения поддержки.

Статистические данные также указывают на значение результатов интеллектуальной деятельности. В 2024 году объем инновационных товаров, работ и услуг, созданных с использованием результатов интеллектуальной деятельности российских правообладателей, превысил 3,3 трлн. руб., а их доля в общем объеме инновационных товаров, работ и услуг составила 34,2%. Это подтверждает, что патентные и иные правовые сигналы не могут рассматриваться как периферийная характеристика технологической компании. Они входят в состав наблюдаемых признаков, влияющих на оценку ее коммерческой перспективы.

²⁰ Платформа университетского технологического предпринимательства: [Электронный ресурс]. – URL: <https://univertechpred.ru/> (дата обращения: 12.06.2026).

²¹ Audretsch D. B. From the entrepreneurial university to the university for the entrepreneurial society // Journal of Technology Transfer. 2014. Vol. 39. No. 3. P. 313–321.

Цифровизация экономических процессов усиливает значение платформенного отбора. В 2024 году цифровые платформы использовали 21,8% крупных и средних организаций. Распространённость их использования существенно различалась в зависимости от размера организации: от 18,7% среди организаций с численностью работников до 100 человек до 44,2% среди организаций с численностью 501 человек и более. В отдельных видах деятельности показатель заметно выше, что указывает на распространение платформенной формы координации данных, сервисов и взаимодействий. Для инновационной политики это означает рост требований к качеству цифровой обработки заявок и профилей компаний.²²

Платформенная экосистема технологического предпринимательства должна рассматриваться как механизм распределения ограниченных ресурсов поддержки. Эксперты, пилотные площадки, корпоративные партнеры и бюджетные меры поддержки не являются неограниченными. При массовом потоке заявок платформа должна определять, какие компании направляются в ускоренное сопровождение, какие требуют дополнительной проверки, какие должны быть включены в резерв наблюдения и какие нуждаются прежде всего в дообогащении профиля. Это переводит цифровую трансформацию из плоскости электронного документооборота в плоскость экономической координации.²³

В таблице 1.1 систематизированы основные группы участников платформенной экосистемы технологического предпринимательства, их функции, данные и сигналы, которые они формируют, а также значение этих сигналов для платформенного отбора. Это необходимо для последующего перехода к оценке компании как профиля, объединяющего данные разной природы и разной степени надежности.

²² Индикаторы цифровой экономики: 2026: статистический сборник / В. Л. Абашкин, Г. И. Абдрахманова, М. Я. Бочаров и др.; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». М.: ИСИЭЗ НИУ ВШЭ, 2026. 304 с. – URL: <https://issek.hse.ru/mirror/pubs/share/1122445658.pdf> (дата обращения: 12.06.2026).

²³ Воронов В.С., Викторов Е.И. Модели платформенных экосистем государственной поддержки инновационного предпринимательства / В.С. Воронов, Е.И. Викторов // IP: теория и практика. 2025. № 4 (12). С. 236-254.

Таблица 1.1 – Участники платформенной экосистемы технологического предпринимательства и их функции

Участник	Функция в экосистеме	Данные или сигналы	Значение для платформенного отбора
Малая технологическая компания	Подача заявки, раскрытие технологической и рыночной информации	Патенты, УГТ, команда, продукт, первые продажи, инвестиционные события	Формирует основной объект платформенного отбора
Университеты и научные организации	Создание научно-технического задела и команд	НИОКР, РИД, патентные заявки, прототипы, лабораторные компетенции	Подтверждают происхождение технологии и компетенции команды
Корпорации	Постановка технологических задач и проведение пилотов	Запросы на решения, результаты испытаний, корпоративные требования	Определяют прикладной спрос и условия пилотирования
Инвесторы и венчурные фонды	Оценка перспективы роста и финансирование	Раунды, условия финансирования, инвестиционные решения	Формируют рыночный сигнал о перспективах компании
Институты развития	Предоставление мер поддержки и компенсация рыночных провалов	Статусы, гранты, субсидии, акселерационные программы	Создают институциональные сигналы качества и готовности
Оператор цифровой платформы	Сбор заявок, стандартизация профилей, маршрутизация	Профили компаний, статусы проверки, история решений	Обеспечивает сопоставимость и воспроизводимость отбора
Экспертные организации	Оценка технологии, рынка и полноты данных	Экспертные заключения, замечания, рекомендации	Снижают неопределенность и уточняют режим сопровождения
Пилотные площадки	Проверка применимости решения в реальной среде	Результаты пилотирования, обратная связь, ограничения внедрения	Переводят оценку из экспертной логики в практическую проверку

Источник: составлено автором

Представленная таблица показывает, что платформенная экосистема не может быть описана только через состав участников. Для оценки технологических компаний имеет значение то, какие данные и сигналы формируются каждым

участником и каким образом эти сигналы используются в отборе. Совокупность этих сигналов образует информационную основу платформенного отбора.

Платформенная экосистема также отличается от традиционной инфраструктуры поддержки тем, что она должна обеспечивать сопоставимость решений. Если разные программы поддержки используют несовпадающие критерии, а эксперты интерпретируют признаки компаний по-разному, возникает риск фрагментации отбора. Цифровая платформа способна снижать этот риск через стандартизацию профиля, фиксацию оснований решения и повторяемое применение правил. При этом такая стандартизация не отменяет экспертную оценку, а задает условия ее более воспроизводимого использования.²⁴

Итак, платформенная экосистема технологического предпринимательства является не только инфраструктурой коммуникации, но и механизмом распределения ограниченных ресурсов поддержки, экспертизы, пилотирования и сопровождения. Именно поэтому цифровая трансформация такой экосистемы должна рассматриваться как изменение процедур отбора и маршрутизации компаний. Дальнейший анализ требует раскрытия методических проблем, возникающих при оценке технологических компаний в условиях массового платформенного потока заявок.

1.2. Методические проблемы оценки технологических компаний в условиях платформенного отбора

Научная дискуссия об оценке технологических компаний ранних стадий существования развивается по нескольким направлениям. Одно направление связано с критериями венчурного отбора и анализирует, какие признаки компании влияют на решение инвестора. Другое направление рассматривает акселерационный отбор как многоэтапную процедуру, в которой критерии могут меняться между предварительной фильтрацией и финальным решением. Третье

²⁴ Викторов Е.И. Гибридный подход к оценке коммерческого потенциала малых технологических компаний в платформенных экосистемах технологического предпринимательства // Индустриальная экономика. 2026. № 3. С. 57-64.

направление связано с прогнозными моделями, использующими массивы данных о компаниях, инвестициях и рынках. Каждое направление раскрывает важную сторону проблемы, но не формирует полного регламента платформенной маршрутизации.

Исследования венчурного отбора показывают, что инвесторы учитывают не только финансовые показатели, но и характеристики команды, продукта, рынка, конкурентной позиции и возможности выхода. Такая многокритериальность подтверждает, что оценка молодой технологической компании не может быть сведена к одному финансовому коэффициенту. При переносе этой логики в платформенную среду возникает дополнительная задача сопоставимости, поскольку решение принимает не один инвестор, а система участников с разными критериями и ограничениями.²⁵

Подходы к венчурному финансированию также показывают значение последующего контроля и мониторинга. Договорные отношения между инвестором и компанией распределяют права, риски и будущие решения. Для платформенного отбора это означает, что инвестиционный сигнал должен рассматриваться не только как факт получения капитала, но и как индикатор прохождения определенного институционального рубежа. Он нуждается в интерпретации вместе с технологическими, рыночными и организационными признаками.²⁶

Исследования акселерации компаний усиливают этот вывод, поскольку показывают стадийность отбора. На раннем этапе могут доминировать признаки привлекательности идеи и команды, а на позднем этапе возрастает роль проверяемости рынка, готовности продукта и соответствия программе. Следовательно, один и тот же профиль компании не имеет неизменного смысла.

²⁵ Zacharakis A.L., Meyer G.D. A lack of insight: do venture capitalists really understand their own decision process? // *Journal of Business Venturing*. 1998. Vol. 13(1). P. 57–76.

²⁶ Kaplan S.N., Strömberg P. Financial contracting theory meets the real world: an empirical analysis of venture capital contracts // *Review of Economic Studies*. 2003. Vol. 70(2). P. 281–315.

Его интерпретация зависит от стадии оценки и от того, какой управленческий режим должен быть выбран.²⁷

Работы по патентным сигналам позволяют уточнить место интеллектуальной собственности в оценке технологических компаний. Патентная заявка или выданный патент выступают наблюдаемым и проверяемым свидетельством технологической активности, но не доказывают коммерческую состоятельность бизнеса. Поэтому патентный сигнал должен включаться в профиль компании как один из элементов вероятностной оценки, а не использоваться как самостоятельное основание ускоренного сопровождения.²⁸

Технологическая стадийность также требует осторожной интерпретации. Подходы уровня готовности технологии позволяют описывать продвижение разработки от идеи и лабораторной проверки к более зрелым стадиям применения. В экономике инноваций этого недостаточно для решения о поддержке компании, поскольку коммерческая готовность зависит от спроса, партнерств, финансирования, команды и регуляторных условий. Поэтому УГТ должен быть связан с более широким профилем коммерциализации.²⁹

Отечественный стандарт по оценке уровня рыночной готовности показывает, что стадийность может рассматриваться не только в технологическом, но и в коммерческом измерении. Это принципиально для целей исследования, поскольку платформенный отбор должен переводить технические и рыночные сведения в режимы сопровождения. При этом используемая в исследовании шкала коммерческой готовности должна пониматься как адаптированная к платформенному отбору формализация.³⁰

Модели, основанные на данных о компаниях, позволяют решать задачу массового ранжирования, но в чистом виде не снимают управленческую

²⁷ Yin B., Luo J. How do accelerators select startups? Shifting decision criteria across stages // IEEE Transactions on Engineering Management. 2018. Vol. 65(4). P. 574-589.

²⁸ Hoenig D., Henkel J. Quality signals? The role of patents, alliances, and team experience in venture capital financing // Research Policy. 2015. Vol. 44(5). P. 1049-1064.

²⁹ ГОСТ Р 58048-2017. Трансфер технологий. Методические указания по оценке уровня зрелости технологий. – Введ. 2018-06-01. – М.: Стандартинформ, 2018.

³⁰ ГОСТ Р 71727-2024. Трансфер технологий. Методические указания по оценке уровня рыночной готовности (CRL): национальный стандарт РФ. М.: Российский институт стандартизации, 2024. – 20 с.

проблему.³¹ Алгоритмический прогноз может показать относительную перспективность компании, но не определяет, следует ли направить ее в ускоренное сопровождение, вернуть на дообогащение или оставить в резерве. Для платформенной экосистемы требуется связать прогнозный сигнал с понятным правилом действия.

Проблема редкости положительных исходов показывает ограниченность простой точности классификации. При малой доле успешных компаний модель может демонстрировать приемлемую общую точность и одновременно плохо выделять верхнюю часть потока.³² Поэтому для платформенного отбора значимы ранжирование, калибровка вероятностей и контроль того, насколько перспективные компании концентрируются в приоритетном сегменте.

В отечественном контексте дополнительное значение имеет ограниченность публичных данных о молодых технологических компаниях. Информация о пилотах, переговорах, ранних продажах, структуре инвесторов и корпоративных партнерствах часто раскрыта фрагментарно. Это усиливает роль цифровой платформы как пространства дообогащения профиля и делает невозможным жесткое отклонение компании только из-за неполной анкеты.

Таким образом, существующие подходы дают отдельные элементы будущего инструментария. Литература по венчурному финансированию раскрывает критерии отбора, исследования акселераторов показывают стадийность решений, теория сигналов объясняет роль патентов и инвестиций, а модели с использованием больших данных дают основу ранжирования. Ограничение состоит в том, что эти направления редко соединяются в единую систему, где оценка сразу связана с маршрутизацией компании в платформенной экосистеме.

Оценка технологической компании ранней стадии отличается от оценки зрелой организации. На ранних этапах отсутствует стабильная финансовая отчетность, продукт может находиться в стадии технической проверки, структура

³¹ Kim J., Kim H., Geum Y. How to succeed in the market? Predicting startup success using a machine learning approach // Technological Forecasting and Social Change. 2023. Vol. 193. Article 122614.

³² Rainio O., Teuho J., Klén R. Evaluation metrics and statistical tests for machine learning // Scientific Reports. 2024. Vol. 14. Article 6086.

выручки остается неустойчивой, а рыночный спрос подтверждается частично. В такой ситуации стоимость компании, перспективы роста и целесообразность поддержки не могут быть надежно определены только на основе ретроспективных финансовых показателей. Методическая проблема состоит в том, что решение необходимо принимать до того, как большая часть будущих результатов становится наблюдаемой.

Для технологической компании ранней стадии характерна множественная неопределенность. Неопределенным остается не только объем будущего рынка, но и способность команды довести разработку до коммерческого использования, устойчивость бизнес-модели, готовность корпоративных заказчиков к внедрению, правовая защищенность технологии и возможность привлечения последующего финансирования. Отбор в платформенной экосистеме должен учитывать эту множественность, поскольку заявка компании является неполным описанием динамического объекта.

Информационная асимметрия является одним из ключевых факторов, усложняющих оценку. Компания обладает большей информацией о качестве команды, технологии и реальных ограничениях продукта. Инвестор, эксперт, институт развития и оператор платформы наблюдают только часть этих характеристик. В таких условиях патенты, участие в программах поддержки, инвестиционные раунды, пилоты и экспертные заключения выполняют роль сигналов, позволяющих внешним наблюдателям уточнять ожидания. Эти сигналы не устраняют неопределенность полностью, но уменьшают ее и позволяют строить более обоснованные решения.³³

Патенты имеют двойственную природу. С одной стороны, они отражают наличие технического решения и определенный уровень правовой защиты. С другой стороны, сам факт патентования не доказывает коммерческую успешность компании.³⁴ Исследования патентов как сигналов показывают, что патент может

³³ Akerlof G. A. The market for lemons: Quality uncertainty and the market mechanism // The Quarterly Journal of Economics. 1970. Vol. 84(3). P. 488–500.

³⁴ Conti A., Thursby J., Thursby M. Patents as signals for startup financing // The Journal of Industrial Economics. 2013. Vol. 61(3). P. 592–622.

использоваться для снижения информационной асимметрии между молодой компанией и инвестором. При этом качество сигнала зависит от его наблюдаемости, проверяемости, стоимости получения и связи с реальными технологическими возможностями компании.³⁵

Инвестиционные раунды также следует рассматривать как сигналы, а не как абсолютные доказательства успешности. Привлечение капитала указывает на наличие доверия со стороны инвестора, но не гарантирует устойчивость коммерциализации, масштабирование продаж или долгосрочную жизнеспособность продукта. Более того, условия венчурного финансирования включают сложное распределение прав контроля, денежных потоков и последующих решений. Поэтому инвестиционный сигнал должен включаться в профиль компании вместе с технологическими, рыночными и организационными признаками.³⁶

Уровень готовности технологии выступает важным индикатором стадии разработки. Он позволяет отделить лабораторную проверку от опытного образца, испытаний и более зрелых форм применения. Для платформенного отбора УГТ имеет значение как технологический сигнал, но не заменяет коммерческую оценку. Компания с более высокой технологической готовностью может сохранять неопределенность по рынку, команде, каналам продаж или институциональным требованиям. Поэтому УГТ также должен рассматриваться как часть профиля, а не как единственный критерий маршрутизации.

Пилотные проекты и корпоративные партнерства позволяют проверить технологическое решение в прикладной среде. Они дают более содержательный сигнал, чем формальное описание продукта, поскольку фиксируют взаимодействие с потенциальным заказчиком и выявляют ограничения внедрения.³⁷ В то же время пилот не всегда означает готовность к масштабированию. Его результат зависит от

³⁵ Чернявский С.В., Воронов В.С., Викторов Е.И. Байесовские модели инновационной деятельности субъектов платформенных экосистем // Цифровая экономика. 2025. № 2(32). С. 25-32.

³⁶ Kaplan S.N., Strömberg P. Venture capitalists as principals: contracting, screening, and monitoring // American Economic Review. 2001. Vol. 91(2). P. 426–430.

³⁷ Cooper R.G. Perspective: The Stage-Gate Idea-to-Launch Process – Update, What’s New, and NexGen Systems // Journal of Product Innovation Management. 2008. Vol. 25(3). P. 213–232.

условий площадки, целей корпоративного партнера, объема испытаний и способности компании перейти от единичного внедрения к устойчивой модели продаж.

Акселерационные программы и программы институтов развития также создают наблюдаемые сигналы. Они указывают на то, что компания прошла определенный входной отбор, получила экспертную обратную связь или доступ к инфраструктуре. Исследования акселерационного отбора показывают, что критерии выбора компаний могут меняться между этапами предварительного просмотра и финального решения. Это важно для платформенной экосистемы, поскольку один и тот же профиль может по-разному интерпретироваться на входе, в экспертном блоке и при направлении в пилот.³⁸

Экспертная оценка остается необходимой, но ее масштабирование вызывает методические трудности. Эксперты обладают контекстным знанием о технологии, рынке и отраслевых ограничениях, но критерии оценки могут различаться между экспертными группами. При большом потоке заявок возникает дефицит времени и риск неодинаковой интерпретации схожих случаев. В этих условиях платформа нуждается не в замене экспертов, а в предварительной маршрутизации заявок, позволяющей направлять экспертный ресурс туда, где он дает наибольший ожидаемый эффект.

Классические финансовые методы оценки также имеют ограниченную применимость к молодым технологическим компаниям. Подходы, основанные на дисконтировании денежных потоков, требуют предположений о будущей выручке, темпах роста, марже, риске и конечной стоимости. Для ранних компаний эти предположения часто оказываются слишком общими, поскольку отсутствуют устойчивые продажи, рынки только формируются, а значительная часть стоимости связана с нематериальными активами и будущими возможностями развития.³⁹

³⁸ Beyhan B., Akçomak S., Cetindamar D. The startup selection process in accelerators: qualitative evidence from Turkey // Entrepreneurship Research Journal. 2024. Vol. 14(1). P. 27–51.

³⁹ Damodaran A. The Dark Side of Valuation: Valuing Young, Distressed, and Complex Businesses. – 2nd ed. – Upper Saddle River: FT Press, 2010. 590 p.

Поэтому финансовая оценка должна дополняться вероятностной и качественной интерпретацией сигналов.

Чисто проектный подход также не решает задачу платформенного отбора. Проект может отражать одну разработку, одну заявку или один пилот, но платформа работает с компанией как с носителем нескольких технологических направлений, финансовых событий, экспертных заключений и возможных сценариев развития. Компания способна одновременно вести несколько разработок, проходить разные стадии готовности и взаимодействовать с несколькими партнерами. В этой связи объектом маршрутизации становится профиль компании, а проектные признаки включаются в него как отдельный слой информации. Цифровой профиль компании для процессов платформенного отбора агрегирован на рис. 1.2.

Профиль компании в платформенной среде должен включать несколько групп характеристик, это диверсифицирует риски при принятии решений, особенно при анализе с использованием больших данных – каждый блок вносит определенный вклад и влияет на конечный результат, отсутствие или неполнота какого-либо элемента не нивелирует значимость рассматриваемого объекта, а дает дополнительную информацию, тем самым снижая асимметрию.

Технологическая группа описывает разработку, патентную защищенность и уровень готовности технологии. Рыночная группа отражает целевой сегмент, наличие спроса, первые продажи и результаты пилотирования. Финансовая группа фиксирует объем привлеченных средств, структуру инвесторов и динамику раундов. Организационная группа содержит сведения о команде, партнерствах и способности компании исполнять обязательства. Институциональная группа включает участие в программах поддержки, статусах и экспертных процедурах.

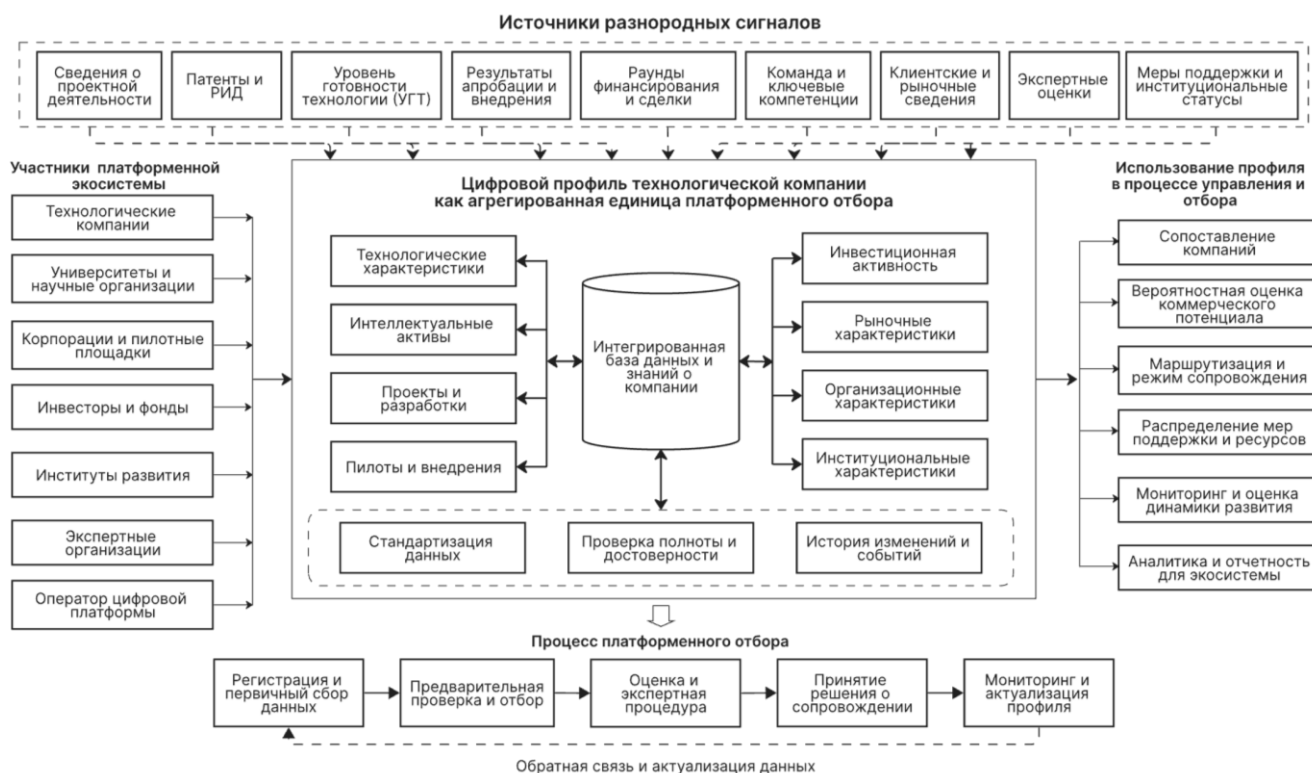


Рисунок 1.2 – Формирование и использование цифрового профиля технологической компании в процессе платформенного отбора. Источник: составлено автором

Асимметрия последствий ошибок отбора делает задачу экономически чувствительной. Ускорение слабой компании приводит к расходованию экспертного времени, пилотных мощностей и организационного ресурса. Пропуск перспективной компании ведет к потере инновационного актива, ослаблению доверия участников и снижению эффективности платформенной воронки. Поэтому задача платформенного отбора формулируется не только как поиск максимально точной модели, но и как построение управляемого режима распределения ошибок между разными организационными последствиями.

Методические ограничения традиционных подходов к оценке технологических компаний ранней стадии обобщены в табл. 1.2.

Каждый подход имеет собственную рациональность, но в условиях платформенного отбора требует дополнения. Экспертная оценка нуждается в стандартизации и предварительной маршрутизации. Финансовая оценка нуждается в вероятностной интерпретации будущих событий. Проектная оценка должна быть

расширена до профиля компании. Подходы, основанные на экономических сигналах, требуют совместного учета нескольких источников информации.

Из таблицы следует, что платформенный отбор требует объединения нескольких логик оценки. Необходимо учитывать патентные сигналы, технологическую готовность, инвестиционные события, экспертные заключения и признаки рыночной проверки. При этом данные имеют разную природу и разную степень полноты. Одни сведения являются юридически проверяемыми, другие отражают экспертное мнение, третьи фиксируют рыночную реакцию, четвертые являются косвенными признаками организационной зрелости. Системный подход к отбору должен обеспечивать сопоставимость этих данных без искусственного сведения их к одному простому критерию.

Таблица 1.2 – Методические ограничения традиционных подходов к оценке технологических компаний ранней стадии

<i>Подход</i>	<i>Основная логика оценки</i>	<i>Ограничение при платформенном отборе</i>	<i>Требуемое дополнение</i>
Экспертная оценка	Оценка технологии, рынка, команды и рисков специалистами	Субъективность критериев, ограниченность экспертного ресурса, трудность масштабирования	Предварительная маршрутизация, единый профиль компании, формализованные правила
Финансовая оценка	Расчет стоимости на основе денежных потоков, рынка и риска	Отсутствие устойчивой выручки, отрицательные денежные потоки, высокая доля нематериальных активов	Вероятностная оценка событий, сценарный анализ, учет сигналов готовности
Проектный подход	Оценка отдельного проекта, разработки или пилота	Проект не отражает всю траекторию компании и совокупность ее направлений	Агрегирование данных до уровня профиля компании
Патентный анализ	Оценка правовой защищенности и технологической активности	Патент не гарантирует коммерциализацию и может иметь стратегическую функцию	Трактовка патента как проверяемого сигнала в составе профиля

<i>Подход</i>	<i>Основная логика оценки</i>	<i>Ограничение при платформенном отборе</i>	<i>Требуемое дополнение</i>
УГТ	Определение стадии технологической зрелости	Технологическая зрелость не равна коммерческой готовности	Связь УГТ с коммерческой готовностью и режимом сопровождения
Акселерационный отбор	Многоэтапная экспертная селекция компаний	Критерии могут меняться между стадиями отбора и программами	Единые правила маршрутизации и сопоставимые вероятностные оценки
Алгоритмический анализ	Массовое упорядочивание компаний по прогнозному сигналу	Числовой результат сам по себе не задает управленческого действия	Семантическая интерпретация и регламент принятия решений

Источник: составлено автором

В условиях платформенного отбора особое значение приобретает различие сильного сигнала и достаточности данных. Компания может иметь высокий патентный потенциал, но неполный рыночный профиль. Она может получить положительное экспертное заключение по технологии, но не иметь подтвержденного спроса.⁴⁰ Она может пройти акселерационную программу, но не иметь устойчивой бизнес-модели. Поэтому решение платформы должно относиться не к одному признаку, а к состоянию профиля компании в целом.

Переход от единичной экспертной оценки к платформенной обработке множества заявок меняет смысл методической задачи. В единичном инвестиционном решении можно рассматривать отдельную компанию и проводить индивидуальную глубокую экспертизу. В платформенной экосистеме необходимо обработать поток неоднородных компаний, сохранив сопоставимость оценок и объяснимость маршрутов. Это требует предварительного деления компаний на режимы обработки, где высокий потенциал, неполнота данных и пограничный сигнал приводят к различным управленческим действиям.

⁴⁰ Razaghzadeh B.M., Raeesi V.I., Goodarzi M. Predicting the success of startups using a machine learning approach // Journal of Innovation and Entrepreneurship. 2024. Vol. 13. Article 80.

Ограниченность экспертного ресурса создает экономическое основание автоматизации предварительной маршрутизации. Автоматизация в данной постановке не означает автоматического принятия окончательных решений. Ее назначение состоит в том, чтобы отделить типовые случаи, выявить профили с недостаточными данными, выделить верхнюю часть потока для приоритетной экспертизы и сформировать резерв наблюдения. Тем самым экспертный труд концентрируется на содержательных, пограничных и высокорисковых случаях.⁴¹

Методическая проблема платформенного отбора может быть сформулирована как необходимость связать неполный профиль компании с вероятностной оценкой и управленческим режимом.⁴² Вероятностная оценка позволяет выразить степень неопределенности, но не определяет сама по себе действие платформы. Управленческое действие требует классификации результата, учета полноты данных и применения правил маршрутизации. Поэтому возникает потребность в механизме, дополняющем вероятностный расчет дискретной шкалой готовности и семантическим описанием правил, например, онтологической.⁴³

Таким образом, стандартные экспертные, финансовые и проектные методы оценки не отменяются, но меняется их место в системе платформенного отбора. Они становятся источниками данных, сигналов и экспертных суждений, которые должны быть частью комплексного организационно-экономического подхода. Такая система должна работать с неопределенностью, неполнотой данных, неоднородностью заявок, редкостью положительных исходов и ограниченностью экспертного ресурса.

⁴¹ Викторов Е.И. Комбинированная модель оценки инвестиционного успеха технологического стартапа на основе байесовской сети и онтологии // Региональная и отраслевая экономика. 2026. № 4. С. 19-25.

⁴² Koller D., Friedman N. Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques. Cambridge, MA: MIT Press. 2009. – 1231 p.

⁴³ Загорулько Г. Б. Разработка онтологии для Интернет-ресурса поддержки принятия решений в слабоформализованных областях // Онтология проектирования. 2016. Т. 6. № 4 (22). С. 485–500.

1.3. Организационно-экономические предпосылки оценки, отбора, маршрутизации и мониторинга технологических компаний

Методологический переход к вероятностно-семантическому подходу опирается на различие неопределенности, риска и неполноты наблюдения. В условиях технологического предпринимательства многие параметры будущего результата не имеют устойчивых частотных оценок, а часть признаков компании становится известной только по мере развития проекта. Поэтому более обоснованной является не жесткая классификация, а вероятностная оценка, допускающая обновление при поступлении новых свидетельств.

Вероятностные графовые модели предоставляют аппарат для представления зависимостей между признаками и целевыми событиями. Их методическая ценность для экономики инноваций состоит в том, что они позволяют совместить эмпирические данные, экспертные предположения и частично наблюдаемые профили. В платформенной среде это особенно важно, поскольку сведения о компаниях поступают неодновременно и имеют разную степень надежности.

Байесовское обновление, которое непосредственно связано с графовыми моделями имеет управленческий смысл, поскольку каждое новое свидетельство изменяет оценку перспективности компании. Получение патента, прохождение пилота, привлечение инвестора или изменение уровня готовности технологии не являются абсолютными доказательствами успеха. Они меняют апостериорную оценку и тем самым влияют на режим дальнейшего сопровождения.⁴⁴

Модели стадийного отбора и контрольных точек показывают, что инновационный процесс нуждается в переводе оценок в дискретные решения. В платформенной экосистеме это выражается в необходимости различать вектор маршрутизации компании: ускоренный режим, стандартную экспертизу, дообогащение данных и резервное наблюдение. Непрерывная вероятность сама по

⁴⁴ Воронов В.С., Викторов Е.И. Опционная логика в байесовском подходе к моделированию инновационных экосистем // Экономика и управление: проблемы, решения. 2025. № 7. Т. 1. С. 202-209.

себе не задает такие режимы, поэтому требуется промежуточный слой оценки – шкала коммерческой готовности.⁴⁵

Российские работы по онтологиям в системах поддержки принятия решений подтверждают, что онтологический подход целесообразен в слабоформализованных областях, где требуется согласование терминов, правил и экспертных представлений. Платформенный отбор технологических компаний относится именно к таким областям, поскольку сведения о компании имеют неоднородный характер и нуждаются в интерпретации.⁴⁶

Национальные стандарты в области онтологий подчеркивают значение формального описания понятий, пригодного для обмена, интеграции и анализа данных. В применении к платформенной экосистеме это означает, что сведения о компании должны быть не только собраны, но и представлены в виде, допускающем единообразное толкование разными участниками цифрового контура.

Динамическая природа платформенной экосистемы требует регулярного обновления модели. Состав заявителей, отраслевые приоритеты, правила программ поддержки и доступность данных могут изменяться во времени. В терминах анализа потоков данных это соответствует изменению распределений и целевых зависимостей. Поэтому вероятностно-семантический подход должен включать мониторинг качества оценок и пересмотр правил маршрутизации.⁴⁷

Для экономики инноваций принципиально, что вероятностно-семантический подход не заменяет существующие институты поддержки и экспертизы. Он меняет способ их соединения. Экспертное заключение, патентный сигнал, уровень готовности технологии, инвестиционный раунд и результат пилотирования

⁴⁵ Salvador-Carulla L., Woods C., de Miquel C., Lukersmith S. Adaptation of the technology readiness levels for impact assessment in implementation sciences: The TRL-IS checklist // *Heliyon*. 2024. Vol. 10(9). Article e29930.

⁴⁶ Загорулько Г.Б. Разработка онтологии для Интернет-ресурса поддержки принятия решений в слабоформализованных областях // *Онтология проектирования*. 2016. Т. 6. № 4 (22). С. 485–500.

⁴⁷ Gama J., Žliobaitė I., Bifet A., Pechenizkiy M., Bouchachia A. A survey on concept drift adaptation // *ACM Computing Surveys*. 2014. Vol. 46(4). Article 44.

становятся элементами профиля, который может быть обработан в едином цифровом контуре и связан с управленческим действием.⁴⁸

Такая постановка формирует теоретическое основание для дальнейшего методического раскрытия вероятностных моделей, патентных сигналов, байесовского обновления, диаграмм влияния и онтологических способов представления знаний. Эти элементы образуют не набор разрозненных методов, а последовательность средств, позволяющих перевести неопределенный профиль технологической компании в воспроизводимое решение платформенного отбора.

Вероятностный подход необходим в силу самой природы технологического предпринимательства. Решение о поддержке компании принимается до того, как становятся полностью известны коммерческие результаты, качество продукта, устойчивость спроса, способность команды к масштабированию и реакция партнеров. В такой ситуации оценка не может быть сведена к констатации факта успеха или неуспеха. Более содержательной становится оценка степени близости компании к целевому событию или к желательному управленческому состоянию.⁴⁹

Байесовская логика особенно важна для платформенного отбора, поскольку она позволяет обновлять вероятности при поступлении новых свидетельств. В качестве таких свидетельств могут выступать решения патентного ведомства, заключения экспертов, изменение уровня готовности технологии, появление первых продаж, привлечение инвестора, прохождение пилота или участие в программе поддержки. Каждое новое свидетельство не отменяет предшествующую оценку, а корректирует ее с учетом связи между наблюдаемым событием и целевым состоянием компании.

Вероятностная модель также позволяет работать с частично наблюдаемым профилем. В платформенной среде не все компании раскрывают одинаковый набор сведений, а часть данных становится доступной только после дообогачения или экспертной проверки. Если неполный профиль автоматически исключается из

⁴⁸ Викторов Е.И. Комбинированная модель оценки инвестиционного успеха технологического стартапа на основе байесовской сети и онтологии // Региональная и отраслевая экономика. 2026. № 4. С. 19-25.

⁴⁹ Sarasvathy S.D. Causation and effectuation: Toward a theoretical shift from economic inevitability to entrepreneurial contingency // Academy of Management Review. 2001. Vol. 26(2). P. 243–263.

отбора, платформа теряет часть потенциально перспективных компаний. Вероятностная постановка позволяет трактовать неполноту как источник неопределенности и использовать режимы уточнения вместо простого отклонения.

50

Однако, одного вероятностного слоя недостаточно для цифровой трансформации платформенного отбора. Числовая вероятность является аналитическим сигналом, но она не определяет, должно ли последовать ускоренное сопровождение, стандартная экспертиза, запрос сведений, направление на пилотирование или резервное наблюдение. Одинаковое значение вероятности может иметь разный управленческий смысл для компаний с различной полнотой профиля, стадией развития, отраслевой принадлежностью и требованиями конкретной программы поддержки.

Одним из вариантов решения указанной проблемы является перевод вероятности в дискретный уровень коммерческой готовности (CRL). Дискретная шкала позволяет согласовать числовой сигнал с организационным регламентом. В рамках исследования CRL рассматривается как формализованная шкала коммерческой готовности, адаптированная к платформенному отбору компаний. Ее назначение состоит не в замене УГТ, а в переводе вероятностного сигнала в управленчески применимый уровень, связанный с режимами обработки заявок.⁵¹

УГТ в платформенном отборе характеризует степень зрелости самой технологии. Коммерческая готовность описывает более широкое направление, в которое входят не только технические свойства разработки, но и рыночная проверка, доступность данных, качество профиля компании, инвестиционные сигналы и возможность дальнейшего сопровождения. Это различие принципиально для платформенной экосистемы, поскольку компания с высокой технологической готовностью может не иметь подтвержденного спроса, а

⁵⁰ Bodewes T., Scutari M. Learning Bayesian networks from incomplete data with the node-average likelihood // International Journal of Approximate Reasoning. 2021. Vol. 138. P. 145–160.

⁵¹ Викторов Е.И. Гибридный подход к оценке коммерческого потенциала малых технологических компаний в платформенных экосистемах технологического предпринимательства // Индустриальная экономика. 2026. № 3. С. 57-64.

компания с частично наблюдаемым профилем может требовать дообогащения вместо автоматического исключения.⁵²

Семантический слой необходим потому, что платформа объединяет участников с различными языками описания объектов и разными правилами принятия решений. Для инвестора важны перспективы роста и риск. Для корпорации существенна применимость решения в конкретном технологическом процессе. Для института развития значимы соответствие программе и экономический эффект. Для эксперта важны достоверность сведений и качество технологии. Онтологическая модель позволяет задать согласованный словарь классов, свойств и отношений, используемых в цифровой системе платформенного отбора.

В классической трактовке онтология понимается как спецификация понятий и отношений предметной области, пригодная для совместного использования и повторного применения знаний.⁵³ В рамках платформенного отбора это возможность описать компании, признаки, сигналы, статусы, ограничения и управленческие действия в машиночитаемой форме. Такая формализация особенно важна там, где решения должны быть воспроизводимыми, проверяемыми и сопоставимыми между программами поддержки и периодами времени.

Российская стандартизация в области онтологий также подтверждает значимость семантической совместимости данных. ГОСТ Р ИСО/МЭК 21838-1-2021⁵⁴ задает требования к онтологиям высшего уровня, а ГОСТ Р 59798-2021⁵⁵ вводит базисную формальную онтологию как стандартизированный фундамент онтологического описания. Для платформенного отбора это имеет прикладной смысл, поскольку данные из разных источников должны быть не только собраны, но и интерпретированы в единой системе понятий.

⁵² Mankins J.C. Technology readiness levels. A white paper. NASA, 1995. URL: <https://www.nasa.gov/directorates/somd/space-communications-navigation-program/technology-readiness-levels/> (дата обращения: 12.06.2026).

⁵³ Gruber T.R. A translation approach to portable ontology specifications // Knowledge Acquisition. 1993. Vol. 5(2). P. 199–220.

⁵⁴ ГОСТ Р ИСО/МЭК 21838-1-2021. Информационные технологии. Онтологии высшего уровня (TLO). Часть 1. Требования. М.: Российский институт стандартизации, 2021. – 28 с.

⁵⁵ ГОСТ Р 59798-2021. Информационные технологии. Онтологии высшего уровня (TLO). Часть 2. Базисная формальная онтология (BFO). М.: Российский институт стандартизации, 2021. – 46 с.

Вероятностно-семантический подход возникает как ответ на необходимость объединить оценку неопределенности и формализованное применение правил. Вероятностный слой оценивает степень близости компании к целевому событию. Уровень коммерческой готовности переводит результат в дискретную управленческую шкалу. Семантический слой задает классы, свойства, ограничения и правила маршрутизации. Управленческое действие определяет режим дальнейшей обработки компании в платформенной воронке.

Такой механизм позволяет соединить аналитику и управление. Без вероятностного слоя платформа рискует свести отбор к набору экспертных суждений и жестких правил. Без семантического слоя вероятность остается числовым сигналом, который может по-разному интерпретироваться разными участниками. Без дискретной шкалы готовности результат трудно включить в организационный регламент. Поэтому устойчивый подход к платформенному отбору требует совместного использования вероятностной оценки, дискретизации и семантической маршрутизации. На рис. 1.2 в общем виде демонстрируется логика перехода от экспертной оценки к вероятностно-семантическому платформенному отбору.

Исходным объектом выступает цифровой профиль компании, объединяющий технологические, рыночные, финансовые, организационные и институциональные признаки. Далее формируется вероятностная оценка. После этого результат переводится в уровень коммерческой готовности, сопоставляется с семантическим классом и преобразуется в управленческое действие. Такая последовательность задает основу для воспроизводимого сопровождения компаний.

Важным следствием предложенной логики является изменение роли эксперта. Профессионал не исключается из процесса, а включается в более структурированный контур.



Рисунок 1.3 – Логика перехода от экспертной оценки к вероятностно-семантическому платформенному отбору. Источник: составлено автором

На ранних стадиях платформа может автоматически выявлять неполные профили, пограничные случаи и компании с высоким вероятностным сигналом. Экспертный ресурс затем направляется на проверку рыночного контекста, оценку применимости технологии, уточнение качества команды и интерпретацию сложных случаев. Такой режим повышает отдачу от экспертного труда и снижает нагрузку на типовые процедуры.

Вероятностно-семантический подход также обеспечивает возможность организационного обучения платформы. Если результаты сопровождения и пилотирования фиксируются в цифровой витрине, они могут использоваться для пересмотра признаков, уточнения порогов, изменения правил маршрутизации и выявления слабых мест в сборе данных. В результате платформа становится механизмом накопления «институциональной памяти» о том, какие признаки действительно связаны с успешным развитием компаний.

Особое значение имеет трассируемость решений, т.е. возможность проследить происхождение, движение и изменение объекта на всех этапах процесса. В традиционной экспертной логике причины направления компании в определенный режим могут оставаться не полностью формализованными.⁵⁶ В вероятностно-семантическом слое фиксируются исходные данные, версия оценки, уровень коммерческой готовности, семантический класс и правило маршрутизации. Это позволяет повторить выборку, сравнить решения между

⁵⁶ Costabile C., Iden J., Bygstad B. Building digital platform ecosystems through standardization: an institutional work approach // Electronic Markets. 2022. Vol. 32(4). P. 1877–1889.

периодами, объяснить основание включения компании в программу и оценить устойчивость регламента при изменении потока заявок.

В табл. 1.3 обобщены теоретические предпосылки вероятностно-семантического подхода. Показано, что каждая предпосылка имеет проявление в платформенной экосистеме и требует определенного методического ответа.

Таблица 1.3 – Теоретические предпосылки вероятностно-семантического подхода

Предпосылка	Проявление в платформенной экосистеме	Методический ответ	Связь с последующим инструментарием
Неопределенность технологического предпринимательства	Результаты коммерциализации не наблюдаются полностью на момент отбора	Вероятностная оценка и обновление при поступлении свидетельств	Байесовские модели и инструменты оценки целевого события
Неполнота данных	Профиль компании содержит пропуски информации по рынку, инвесторам, пилотам или правам	Добогащение профиля и работа с частично наблюдаемыми признаками	Маршрутизация в режим уточнения данных
Редкость положительных исходов	Успешные выходы и масштабирование встречаются реже промежуточных состояний	Ранжирование и контроль верхней части воронки заявителей	Калиброванная оценка и управление порогами
Терминологическая и критериальная несогласованность участников	Инвесторы, эксперты, корпорации и институты развития используют разные критерии	Семантическая формализация понятий, классов и правил	Онтологический слой платформенного отбора
Необходимость управленческого действия	Числовая вероятность не определяет режим сопровождения	Дискретизация в уровень коммерческой готовности	Связка вероятность – CRL – класс – действие
Ограниченность экспертного ресурса	Массовый поток заявок превышает возможности ручной проверки	Предварительная автоматизированная маршрутизация	Управленческие списки и режимы обработки
Изменчивость потока заявок	Меняется структура отраслей, стадий, программ и источников данных	Мониторинг, пересмотр порогов и правил	Цикл обновления вероятностного и семантического слоя

Источник: составлено автором

В совокупности эти ответы формируют основание для перехода от общего теоретического описания цифровой трансформации к построению инструментов оценки, маршрутизации и сопровождения технологических компаний.

Предпосылки, представленные в таблице, позволяют определить место вероятностно-семантического подхода в общей логике цифровой трансформации. Его назначение состоит не в замене всех существующих методов оценки, а в их включении в единый модельный контекст. Патентный анализ, экспертная оценка, УГТ, инвестиционные события, результаты пилотирования и участие в программах поддержки сохраняют значение, но начинают рассматриваться как элементы профиля компании и источники свидетельств для вероятностного обновления.

В методологическом отношении вероятностно-семантическая постановка соединяет три уровня анализа. Первый уровень связан с вероятностным описанием сигналов и событий, возникающих в процессе развития технологической компании. Второй уровень связан с управленческой интерпретацией результата через шкалу коммерческой готовности. Третий уровень связан с семантической формализацией классов, свойств и правил, которые позволяют превратить оценку в действие. Такая трехуровневая логика задает основание для построения инструментов платформенного отбора.

Выводы по главе 1

Платформенная экосистема технологического предпринимательства функционирует как экономический механизм инновационной деятельности, в котором оценка компаний выполняет функции обработки информации и аллокации ресурсов. В условиях высокой интенсивности потока неструктурированных данных традиционные инструменты оценки становятся недостаточными, требуя перехода к методам, учитывающим неопределенность, сопоставимость признаков и конвертацию результатов в уровни рыночной готовности.

Необходимо четко разграничивать цифровую инфраструктуру (техническое обеспечение сбора и хранения данных) и организационно-экономический механизм управления. Последний трансформирует первичные цифровые сигналы

в управленческие статусы и решения о сопровождении компаний. Без такого механизма платформа остается лишь интерфейсом обмена данными, не обеспечивая воспроизводимое распределение дефицитных экспертных, финансовых и пилотных ресурсов.

В данном контексте профиль компании выступает инструментом снижения информационной асимметрии. Формализация ресурсов, рыночных и технологических параметров позволяет дифференцировать объекты отбора: отсеивать заявки с критической нехваткой данных, выявлять проекты с низким потенциалом и выделять группы, требующие экспертной верификации. Автоматизация этого этапа (маршрутизация потока) позволяет оптимизировать использование экспертного ресурса, концентрируя его на содержательной оценке наиболее перспективных проектов.

ГЛАВА 2. КОМБИНИРОВАННАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ ИНВЕСТИЦИОННОГО УСПЕХА ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ КОМПАНИЙ

2.1. Технологическая компания как агрегированная единица платформенного отбора

Для целей платформенного отбора технологическая компания рассматривается не как изолированный проект или отдельный патентный актив, а как совокупный профиль, объединяющий технологические, патентные, рыночные, финансовые, организационные и институциональные признаки. Такой профиль отражает наблюдаемое состояние компании в экосистеме и служит информационной основой для последующего вероятностного моделирования, экспертной интерпретации, присвоения уровня готовности к коммерциализации и маршрутизации.

В этом смысле патентные документы, инвестиционные события, уровень технологической и коммерческой готовности, результаты пилотирования и участие в программах поддержки выступают не самостоятельными основаниями решения, а элементами профиля технологической компании. Их значение состоит в снижении неопределенности и формировании сопоставимого описания компании для задач платформенного отбора.

Одним из наиболее сложных элементов такого профиля является технологическо-патентный блок, связанный с описанием изобретательской деятельности, результатов интеллектуальной деятельности и патентных сигналов. Моделирование поисковой изобретательской деятельности представляет собой сложную задачу, поскольку включает неформализованные этапы постановки технической проблемы, поиска нового решения, творческой интерпретации противоречий и выбора способа их разрешения. Тем не менее, в литературе сформировались некоторые подходы к моделированию творческого процесса решения изобретательских задач, а сами модели можно разделить на группы следующим образом:

- математические модели творческого процесса изобретения, начиная от стадии зарождения идеи до момента получения нового решения;
- онтологические (информационные) модели предметной области изобретательской деятельности, охватывающие процессы описания изобретений, патентного поиска, документооборота, анализа бизнес-процессов компаний, связанных с использованием патентов;
- математические модели процессов формирования патентных портфелей, стратегий патентования новых технологий, принятия управленческих решений, связанных с оценкой и использованием патентов в бизнес-процессах инновационных компаний.

Предложенное разделение моделей показывает, что указанный блок профиля компании не является однородным. В его составе одновременно присутствуют сведения об изобретательском процессе, признаках технических систем, патентных документах, результатах интеллектуальной деятельности, патентных портфелях, бизнес-процессах и управленческих решениях. Поэтому такой блок не может быть представлен только как набор формальных показателей, например, количества патентов, заявок или классов международной патентной классификации. Для его корректного использования в платформенном отборе требуется семантическое разграничение объектов анализа: один и тот же объект в разных исследовательских и отраслевых контекстах может рассматриваться как технология, техническое решение, инновационный продукт, программный продукт, элемент бизнес-модели, организационный инструмент либо объект правовой охраны. Отсутствие такого разграничения приводит к смешению технических, экономических и правовых характеристик компании и снижает точность последующей оценки ее инновационного потенциала.

Значимость такого разграничения подтверждается исследованиями терминологического аппарата цифровой экономики и финансовых технологий, в которых показано, что смешение понятий «технология», «инновация», «fintech» и «финансовая технология» приводит к расширительной или неточной

интерпретации объекта анализа.⁵⁷ Для настоящего исследования этот вывод имеет методологическое значение: при построении профиля технологической компании необходимо заранее определить, какие признаки описывают технологическое решение, какие относятся к результатам интеллектуальной деятельности, какие характеризуют рыночную применимость, а какие отражают финансовые, организационные или институциональные условия развития компании.

Первая группа моделей является наиболее сложной. В этой группе особо выделяются работы А.Б. Бушуева с соавторами (Университет ИТМО, г. Санкт-Петербург). В частности, в ряде статей и докладов ими была представлена методология патентно-структурного анализа, позволяющего строить математическую модель эволюции структуры группы изобретений в виде последовательности взвешенных графов, построенных по патентным формулам⁵⁸. Весами признаков в графах предложено использовать групповые плотности признаков. Такая математическая модель открывает перспективу структурного синтеза изобретений. Кроме того, поскольку патенты, защищающие техническую систему, обычно появляются раньше ее массового рыночного распространения, патентно-структурный анализ может обладать прогнозными свойствами.

В более поздней работе этими же авторами была предложена биологическая модель⁵⁹, в которой процесс поиска рассматривается по аналогии с гомеостатическим бинарным делением биологической клетки. На примере задачи Бенара показано, что разрешение противоречия между температурой и скоростью потока частиц приводит к нарушению симметрии и формированию нового технического решения. Значение данной модели для настоящего исследования состоит не в прямом использовании ее математического аппарата, а в

⁵⁷ Викторов Е. И. Терминологический аппарат финансовых технологий в свете проблем импортозамещения // *Фундаментальные исследования*. 2024. № 7. С. 57-62.

⁵⁸ Бушуев А.Б. Оценка уровня развития технических систем по формулам изобретений / А.Б. Бушуев, С.В. Михайлов, В.Ю. Рюхин, О.К. Мансурова // *Известия вузов. Приборостроение*. 1998. Т. 41. № 7. С. 65-68; Бушуев А.Б., Чепинский С.А. Структурно-патентный анализ технических систем // *Сборник докладов конференции TRIZ fest-07 "Теория и практика решения изобретательских задач"*. Москва, 2007. С.240–246.

⁵⁹ Бушуев А.Б., Бажин В.Ю., Литвинов Ю.В., Петров В.А., Мансурова О.К. Биологическая модель поиска решения изобретательской задачи // *Известия высших учебных заведений. Приборостроение*. 2019. Т. 62. № 9. С. 851–859.

демонстрации того, что изобретательская деятельность может быть представлена как процесс выявления и разрешения структурных противоречий.

В другой работе упомянутых авторов была предложена методика численной оценки новизны изобретения по двум типам моделей технической системы, составленных на основе патентной формулы нового решения и прототипа⁶⁰. Модель первого типа построена в виде направленного графа из признаков изобретения. Модель второго типа – как поток преобразования энергии и информации от входа устройства до его выхода. Коэффициент новизны изобретения оценивается по степени асимметрии схем для прототипа и нового решения. По идее авторов, признаки изобретения, входящие в ограничительную часть формулы, обладают симметрией, а отличительная часть формулы, напротив, вносит асимметрию. В структурной схеме графа признаки ранжируются по уровням, и каждому уровню присваивается свой вес. В информационно-энергетической модели для численной оценки физических величин используется теория размерностей. Приведен пример оценки новизны мембранного датчика давления. Предложенная методика численной оценки новизны пригодна не только для патентов, но и других видов описаний технических систем, в которых содержится информация о физическом принципе их действия.

Рассмотренные модели первой группы имеют значение для формализации внутренней структуры изобретательской деятельности и описания технического решения. Однако их непосредственное применение в задачах платформенного отбора ограничено, поскольку они ориентированы преимущественно на признаки изобретения, технической системы или патентной формулы. Профиль технологической компании, напротив, включает не только технические признаки, но и рыночные, финансовые, организационные и институциональные характеристики. Поэтому для целей настоящего исследования такие модели важны, прежде всего, как подтверждение комплексности технологическо-патентного блока, но не как достаточная основа интегральной оценки компании.

⁶⁰ Бушуев А.Б., Дударенко Н.А., Литвинов Ю.В., Мансурова О.К. Численная оценка новизны устройства по формуле изобретения // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. 2022. Т. 65. № 12. С. 902–915.

Модели второй группы называют онтологическими, или моделями, основанными на онтологиях (ontology-based). В информационных науках онтологиями называют формализованное описание понятий (классов) и отношений между ними. Такое описание может быть выполнено для любой предметной области. Онтологическая модель вместе с набором индивидуальных экземпляров классов образует базу знаний, в которой понятия предметной области и отношения между ними являются машинно-интерпретируемыми. Это свойство делает возможным машинный анализ знаний предметной области, в том числе с помощью других программ. В целом онтологические модели широко используются на практике для решения следующих задач⁶¹:

- анализа знаний в конкретной предметной области;
- повторного использования знаний;
- обеспечения общего понимания структуры информации людьми и программными агентами;
- задания явных допущений и обеспечения возможности оперативного изменения этих допущений при изменении знаний о предметной области.

В последние годы были опубликованы несколько работ, посвященных разработке онтологических моделей патентов. Эти модели позволяют интегрировать различные патентные базы данных с однородным представлением семантики. Можно выделить две основные группы патентных онтологий:

- патентные онтологии, использующие алгоритмы искусственного интеллекта для интеллектуального анализа данных;
- патентные онтологии, использующие методы, основанные на описании (декларации) понятий.

К первой группе относятся онтологии, использующие частотные характеристики слов, встречающихся в патентных документах, для анализа технологических тенденций или извлечения другой полезной информации⁶². В этих

⁶¹ Муромцев Д.И. Онтологический инжиниринг знаний в системе Protégé. СПб: СПбГУ ИТМО, 2007. – 62 с.

⁶² Kim Y.G., Suh J.H., Park S.C. Visualization of patent analysis for emerging technology // Expert Systems with Applications. 2008. № 34. P. 1804–1812.

работах для создания патентных онтологий используется интеллектуальный анализ текстовых данных и алгоритмы искусственного интеллекта. В онтологиях с использованием искусственного интеллекта анализируются патентные данные, и модель строится на основе этих данных.

Другие патентные онтологии первой группы, использующие алгоритмы искусственного интеллекта, были разработаны с помощью языка OWL на основе ключевых слов, включенных в патенты, но не на основе метаданных⁶³. Эти онтологии в основном нацелены на поиск конкретных тем, для того чтобы отразить новые технологические разработки и области, но при этом не используют метаданные патентов, такие как данные о заявителе и изобретателе, которые могут быть полезны для бизнес-анализа. Эти онтологии также способны переклассифицировать патентные документы путем запроса к онтологии. Однако они не приспособлены для реализации комплексного анализа там, где необходимы вспомогательные классы и свойства. Такой сложный анализ трудно реализовать с помощью запросов, а также трудно повторно использовать вспомогательные классы в других будущих комплексных анализах. Тем не менее, онтологические модели, основанные на ключевых словах и другой патентной информации, могут быть объединены с онтологиями на основе метаданных патентов для увеличения базы знаний и обеспечения автоматической обработки информации, необходимой для бизнес-анализа.

Во второй группе онтологии представляют собой структурированные модели понятий для представления метаданных патентов (патентные онтологии с использованием описания понятий). Хотя эти онтологии представляют понятия метаданных патентов, они не определяют значимые или сложные отношения между этими понятиями в онтологии. Наиболее актуальными декларативными патентными онтологиями, основанными на метаданных патентов и реализованными на языке OWL, являются онтология Patexpert, созданная в рамках

⁶³ Choi S., Kang D., Lim J., Kim K. A fact-oriented ontological approach to SAO-based function modeling of patents for implementing function-based technology database // Expert Systems with Applications. 2012. № 39. P. 9129–9140.

одноименного европейского проекта⁶⁴, и онтология PatentOntology, созданная в Стэнфордском университете⁶⁵.

Patexpert – это онтология, разработанная на основе базовой онтологии верхнего уровня. Полная структура модели объединяет несколько уровней онтологий, и представляет все метаданные, используемые в большинстве патентных баз данных. В рамках проекта было разработано несколько приложений, использующих онтологию. Опубликованная версия онтологии не является конечной, и в основном сосредоточена на создании глобальной структуры, включающей информацию о метаданных патентов.

PatentOntology – это онтология, созданная специально для интеграции разнородных предметных областей и только для патентов, полученных из базы данных патентного ведомства США. PatentOntology одновременно представляет метаданные патентов и информацию из патентных судебных дел. Такое сочетание информации помогает компаниям не только находить патенты в требуемой технологической области, но также определять, действительны ли эти патенты, или они уже были признаны недействительными судом. Таким образом, эта онтология сокращает время, необходимое компаниям для поиска полной информации, поскольку она находится в одной базе знаний.

Наибольший интерес в настоящее время представляют исследования, посвященные методологиям создания аксиом и использования онтологий для рассуждений с целью вывода новых знаний и усовершенствования способов, которыми фирмы могут анализировать свои инновации⁶⁶.

Среди российских публикаций онтологию патентного документа можно выделить, например, в работах по системам управления знаниями предприятий ракетно-космической промышленности. Разработчики данной системы применяют

⁶⁴ Giereth M., Stäbler A., Brüggmann S., Rotard M., Ertl T. Application of Semantic Technologies for Representing Patent Metadata // Lecture Notes in Informatics (LNI). Proceedings-Series of the Gesellschaft für Informatik (GI). 2006. Vol. P-94. P. 297–304.

⁶⁵ Taduri S., Lau G.T., Law K.H., Yu H., Kesan J.P. An ontology to integrate multiple information domains in the patent system // IEEE International Symposium on Technology and Society (ISTAS-2011). 2011. P. 23–25.

⁶⁶ Bermudez-Edo M., Noguera M., Hurtado-Torres N., Hurtado M.V., Garrido J.L. Analyzing a firm's international portfolio of technological knowledge: A declarative ontology-based OWL approach for patent documents // Advanced Engineering Informatics. 2013. 27. P. 358–365.

онтологический подход с целью улучшения эффективности повторного использования результатов интеллектуальной деятельности, повышения производительности работы специалистов предприятий ракетно-космической промышленности за счет семантизации накопленного материала, а также улучшения смысловой поддержки процессов коммуникации и взаимодействия специалистов и экспертов отрасли⁶⁷.

Еще одна группа российских авторов занимается разработкой метода автоматизированного формирования онтологии предметной области «Патентное представление технических систем», предназначенной для поиска инновационных технических решений. В качестве концептуальных понятий в данной онтологии рассматриваются элементы конструкции технического объекта и связи между ними, а также описания проблем, решаемых изобретением⁶⁸.

Вместе с тем рассмотренные онтологии ориентированы преимущественно на описание патентных документов, технических признаков, метаданных и связей между элементами патентной информации. Для задач платформенного отбора этого недостаточно, поскольку профиль технологической компании должен связывать патентные признаки с финансовыми, рыночными, организационными и институциональными характеристиками. Поэтому онтологический подход в настоящем исследовании рассматривается не как самостоятельная патентная база знаний, а как семантический слой профиля компании, обеспечивающий единообразное описание признаков и правил их интерпретации.

Если онтологические модели позволяют уточнить семантику патентных данных, то следующая группа моделей раскрывает их экономическую и управленческую интерпретацию. Она связана с процессами формирования патентных портфелей, выбором стратегий патентования и использованием

⁶⁷ Лахин О.И. Принципы построения системы управления знаниями предприятий ракетно-космической промышленности / О.И. Лахин, Ю.С. Юрыгина, А.С. Анисимов // Онтология проектирования. 2017. Т. 7, № 3(25). С.270-283.

⁶⁸ Верещак Г.А., Коробкин Д.М., Фоменков С.А., Фоменкова М.А., Колесников С.Г. Метод формирования онтологии предметной области «Патентное представление технических систем» для поиска инновационных технических решений // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2020. № 8(4).

патентов как сигналов для инвесторов, партнеров и иных участников инновационной экосистемы.

Третья группа моделей, с учетом приведенной логики, в большей мере относится к процессам формирования патентных портфелей инновационных компаний, в том числе стартапов. Процесс формирования патентного портфеля стартапа подвержен воздействию множества неопределенностей. Это объясняется как творческой природой изобретательской деятельности в целом, так и неопределенностью процесса прохождения заявки на изобретение в патентном ведомстве, в частности. Дело в том, что факторы неопределенности, действующие как на этапе (1) генерации идеи, так и на этапе (2) рассмотрения заявки имеют в большинстве своем субъективный характер, а формализация таких процессов с математической точки зрения чрезвычайно сложна.

Тем не менее, задача усложняется еще и тем, что стратегические мотивы патентования изобретений стартапами в настоящее время также не являются однозначно понятными. Хотя традиционная логика патентной охраны предполагает, что патенты нужны компаниям для исключения других лиц из круга пользователей конкретного изобретения, множество исследований доказывает, что реальные цели патентования изобретений могут быть совершенно другими. По этой причине до настоящего времени продолжают довольно интенсивные исследования в области стратегий и практики патентования.

Результаты этих исследований позволяют предположить, что стартапы подают патентные заявки, в том числе, по другим, стратегическим причинам, таким как блокирование конкурентов, возможность перекрестного лицензирования, защита от исков о нарушении интеллектуальных прав и повышение репутации фирмы^{69, 70}. Косвенно другие цели патентования подтверждаются также и тем, что, например, поддержание в силе более чем половины патентов США прекращается их владельцами задолго до окончания полного двадцатилетнего срока действия⁷¹.

⁶⁹ Hall B.H., Ziedonis R.H. The determinants of patenting in the US semiconductor industry, 1980-1994 // Rand Journal of Economics. 2001. Vol. 32. P. 101–128.

⁷⁰ Blind K., Edler J., Frietsch R., Schmoch U. Motives to patent: Empirical evidence from Germany // Research Policy. 2006. Vol. 35(5). P. 655–672.

⁷¹ Moore K.A. Worthless patents // Berkeley Technology Law Journal. 2005. Vol. 20. P. 1521–1552.

Исследование европейских патентов также показало, что 38% из них никогда не были коммерциализированы⁷². В целом, по оценкам, представленным в ряде исследований, было показано, что более половины всех запатентованных изобретений никогда не используются в полной мере в коммерческих целях⁷³.

Среди подобных исследований большой интерес представляют работы, направленные на понимание цели патентования как механизма уменьшения информационной асимметрии. Как оказалось, патенты могут информировать наблюдателей (рынок в целом и стейкхолдеров в частности) о характеристиках не только изобретения, но и самого патентообладателя. Например, стартапы могут подавать заявки на изобретения для того, чтобы использовать патенты как сигналы (Patent signals) в те моменты, когда фирме необходимо укрепить репутацию⁷⁴. Как только эта цель достигнута, фирма перестает поддерживать в силе такие патенты, «не обязательно имеющие высокое качество».

Согласно более общей рыночной теории⁷⁵, подобные сигналы ценны только с точки зрения их (1) стоимости, (2) доступности для наблюдения и (3) проверяемости третьими лицами. В отношении использования патентов все эти условия применимы. Во-первых, НИОКР, которые почти всегда необходимы для создания патентоспособного изобретения, а также административные и юридические издержки для получения и поддержания патента в силе, могут быть очень дорогостоящими для компании. Во-вторых, доступность для наблюдения обеспечивается отображением патента как в документах компании, в том числе в проспектах эмиссии, подготовленных для IPO, так и в патентном реестре страны, в которой он зарегистрирован. В-третьих, все эти данные и информация легко проверяется. Таким образом, патенты обладают свойствами, позволяющими рассматривать их как показатель инновационных возможностей фирмы. Молодые

⁷² Gambardella A., Giuri P., Mariani M. The value of European patents: Evidence from a survey of European inventors // *European Management Review*. 2008. Vol. 5. P. 69–84.

⁷³ Serrano C.J. The dynamics of the transfer and renewal of patents // *RAND Journal of Economics*. 2010. Vol. 41 (4). P. 686–708.

⁷⁴ Conti A., Thursby J., Thursby M. Patents as signals for startup financing // *The Journal of Industrial Economics*. 2013. Vol. 61(3). P. 592–622.

⁷⁵ Spence S. Job market signaling // *Quarterly Journal of Economics*. 1973. Vol. 87. P. 355–379.

стартапы с короткой историей и невысокой рыночной репутацией во многих случаях практикуют именно такой подход к патентованию⁷⁶.

Исследования этой группы также показали, что больший объем патентных заявок увеличивает вероятность привлечения первоначального капитала от известного венчурного капиталиста (фонда)⁷⁷. В частности, была установлена положительная связь между патентными заявками и венчурным финансированием биотехнологических компаний перед выходом на IPO⁷⁸. Зная о важности патентов для внешних оценщиков, компании активно рекламируют свои патентные заявки и полученные патенты в документах IPO⁷⁹. Таким образом, приближаясь к датам критических финансовых событий, стартапы активизируют патентную активность, способную сигнализировать о наличии репутационного или технологического преимущества. Патенты способны дать такой сигнал потенциальным инвесторам, которые ищут индикаторы значимости инноваций и ценности бизнеса в условиях существенной неопределенности.

Следующая задача, которая встает перед потенциальным инвестором после фиксации положительного патентного сигнала, состоит в интерпретации этого сигнала в процессе принятия решений о финансировании стартапа-инноватора. Исходя из указанного подхода, модель принятия решений должна учитывать не только полученный патентный сигнал, но и факторы неопределенности, воздействующие на процесс формирования патентного портфеля, как на этапе генерации идей, так и на этапе прохождения заявок в патентном ведомстве.

Следовательно, патентные и онтологические модели задают два взаимодополняющих основания последующего вероятностного анализа. Патент выступает наблюдаемым и проверяемым сигналом технологической активности

⁷⁶ Basir N. Reputation Enhancing Through Patent Portfolios: An Exploration of Lapsed Patents and IPOs // *Corporate Reputation Review*. 2020. Vol. 23(1). P. 42-56.

⁷⁷ Haeussler C., Harhoff D., Mueller E. To be financed or not... – The role of patents for venture capital financing. CEPR discussion papers 7115. Centre for Economic Policy Research. London, 2009.

⁷⁸ Baum J.A.C., Silverman B.S. Picking winners or building them? Alliacne, intellectual and human capital as selection criteria in venturing financing and performance of biotechnology startups // *Journal of Business Venturing*. 2004. Vol. 19(3). P. 411–436.

⁷⁹ Stuart T.E., Hoang H., Hybels R.C. Interorganizational endorsements and the performance of entrepreneurial ventures // *Administrative Science Quarterly*. 1999. Vol. 44 (2). P. 315–349.

компании, а онтологическое описание формирует базу знаний, в которой признаки, отношения и классы предметной области могут быть представлены в машинно-интерпретируемом виде. Следующий шаг состоит в переводе таких сигналов в вероятностные оценки, пригодные для поддержки инвестиционных решений.

Таким образом, профиль технологической компании представляет собой не статичную анкету, а совокупность наблюдаемых сигналов, требующих вероятностной интерпретации. Поскольку каждый элемент профиля обладает разной степенью полноты, достоверности и связи с будущей коммерциализацией, дальнейший анализ направлен на модели, позволяющие обновлять оценку компании в условиях неопределенности.

2.2. Байесовские модели поддержки инвестиционных и управленческих решений в условиях неопределенности

Профиль технологической компании задает информационную основу платформенного отбора, однако сам по себе не устраняет неопределенность управленческого решения. Патентные документы, инвестиционные события, уровень технологической и коммерческой готовности, результаты пилотирования и экспертные заключения обладают разной степенью надежности, наблюдаемости и прогностической значимости. Поэтому дальнейшая методическая задача состоит в вероятностной интерпретации таких признаков, позволяющей уточнять оценку компании по мере появления новых данных и использовать ее для поддержки инвестиционных и маршрутных решений.

Для моделирования инновационной экосистемы и поддержки инвестиционных решений используется аппарат теории вероятностей. Факты генерации новых идей, подачи патентных заявок, получения решений патентного ведомства, экспертные заключения, признаки технологической готовности и инвестиционные события рассматриваются как случайные события и наблюдаемые свидетельства. Их последовательность позволяет количественно описывать изменение неопределенности и обновлять вероятностные оценки по мере поступления новой информации.

В рамках вероятностного описания патентной активности компании выделено два взаимосвязанных потока случайных событий (ПСС):

- ПСС подачи заявок на изобретения компании в патентное ведомство;
- ПСС получения решений патентного ведомства по поданным заявкам.

Второй поток зависит от первого, поскольку получение решения возможно только при наличии ранее поданной заявки. Оба потока могут наблюдаться в фиксированных временных интервалах, например, в годовом разрезе. Различие структуры этих потоков требует их отдельного рассмотрения.

ПСС подачи заявок на изобретения. Последовательность событий подачи заявок на изобретения представим в виде потока отдельных случайных событий, распространяющегося от точки начала отсчета времени в направлении оси абсцисс (рис. 2.1). Одно событие в таком потоке соответствует одной поданной (состоявшейся) заявке на одно изобретение.

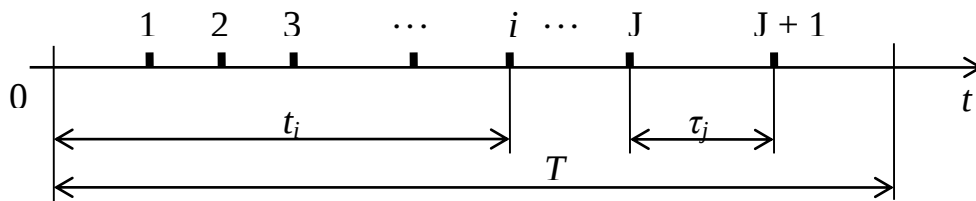


Рисунок 2.1 – Случайный поток элементарных событий подачи заявок на изобретения. Источник: составлено автором

Таким образом, смоделированный поток состоит из элементарных неделимых случайных событий (1; 2; 3, ... i), т.е. таких событий, дальнейшая дискретизация которых невозможна.

К основным характеристикам ПСС подачи заявок, представленного на рис. 2.1, относятся следующие показатели:

T – период наблюдения, временной интервал; может варьироваться в зависимости от выбранного периода исследования;

t_i – момент совершения i -го случайного события подачи каждой заявки;

τ_j – интервал между событиями подачи заявок, также является случайной величиной;

λ – интенсивность потока событий, показывает – сколько в среднем событий происходит за единицу времени.

Точные моменты времени наступления очередных событий в таком потоке становятся известными только после реализации каждого события. Если уже известно, сколько всего событий n произошло за полное время наблюдения T , то интенсивность потока можно оценить как $\lambda = n/T$.

В рамках теории вероятностей подобные потоки событий могут рассматриваться, в том числе, в виде потока бесконечно коротких импульсов, т.е. таких импульсов, продолжительность которых можно считать бесконечно малой⁸⁰. В таком случае важнейшими наблюдаемыми характеристиками потока остаются моменты времени появления случайных импульсов, и интервалы между ними, которые также являются случайными величинами. Кроме того, импульсы в некоторых процессах могут иметь, например, разный знак и/или амплитуду.

В рамках теории вероятностей поток бесконечно коротких импульсов принято называть пуассоновским, если он удовлетворяет требованиям ординарности и отсутствия последействия. Кроме того, поток может быть стационарным или нестационарным, т.е. таким, у которого интенсивность, в свою очередь, зависит от времени.

Поскольку в рассматриваемом случае вероятность наступления событий подачи заявок не зависит от моментов времени подачи предыдущих заявок, а вероятность одновременной подачи двух и более заявок можно считать достаточно низкой, поток случайных событий подачи заявок на изобретения можно считать пуассоновским потоком (потоком редких событий). Все импульсы потока событий подачи заявок имеют одинаковый знак. Для удобства принимается допущение, что амплитуда равна единице.

Вероятность того, что за время наблюдения произойдет n событий в пуассоновском потоке, равна:

⁸⁰ См., например: Седякин Н.М. Элементы теории случайных импульсных потоков. М.: Советское радио, 1965.

$$P_n = \frac{a^n \cdot e^{-a}}{n!}, \quad (1)$$

где a – параметр Пуассона, который для стационарного потока равен среднему числу событий за время наблюдения. Математическое ожидание, как и стандартное отклонение значений временных интервалов между событиями у такого потока равны величине, обратной интенсивности потока⁸¹. С одной стороны, это говорит о том, что рассеяние значений времени наступления событий в потоке редких событий велико и плохо предсказуемо. С другой стороны, это дает возможность проверить гипотезу о пуассоновской природе конкретного исследуемого потока. В частности, если найденные экспериментальным путем значения математического ожидания и стандартного отклонения окажутся близкими, то это может служить эмпирическим подтверждением гипотезы о пуассоновском распределении событий в исследуемом потоке.

Интенсивность потока заявок на изобретения молодой инновационной компании обычно невелика, и составляет несколько заявок в год. С большой долей уверенности такой поток случайных событий можно отнести к так называемым редющим (разреженным) потокам случайных событий низкой интенсивности. Анализ таких потоков до настоящего времени представляет серьезную математическую проблему⁸².

Количественные характеристики потока событий подачи заявок в каждом годовом периоде можно использовать для оценки интенсивности потока и его вероятностных параметров. Подтверждение пуассоновской природы потока дает возможность делать вполне обоснованные оценки вероятностей ненаступления событий подачи заявок (P_0) и наступления хотя бы одного события ($P_{\geq 1}$). В частности, из выражения (1) при полном отсутствии наблюдаемых событий ($n = 0$) получается:

$$P_0 = e^{-a}. \quad (2)$$

⁸¹ Вентцель Е.С., Овчаров Л.А. Теория вероятностей и ее инженерные приложения. М.: Высшая школа, 2000. С. 135.

⁸² См., например: Смагин В.А. Предсказание очередного события в редющем потоке времени // Информация и космос. 2011. № 1. С. 36-40; Седакин Н.М. Элементы теории случайных импульсных потоков. М.: Советское радио, 1965. С. 82-91.

В свою очередь, вероятность наступления хотя бы одного события определяется как противоположное событие:

$$P_{ХБ1} = 1 - P_0 = 1 - e^{-a}. \quad (3)$$

Выражения (2) и (3) имеют большое практическое значение, поскольку они дают возможность оценить риск полного прекращения подачи заявок, и наоборот, оценить вероятность реализации как минимум одного события при существующих (наблюдаемых) параметрах случайного потока заявок конкретной компании. Например, если за предыдущий период (один год) компанией было подано известное количество заявок на изобретения n , то по формулам (2) и (3) можно рассчитать вероятности того, что в следующем году компания не подаст ни одной заявки, или подаст хотя бы одну.

В таблице 2.1 приведены расчетные значения вероятностей полного прекращения подачи заявок, и подачи как минимум одной заявки в текущем году, если бы за предыдущий год компанией были поданы, соответственно 1, 2, 5 или 10 заявок на изобретения. Расчеты показывают, что, рост количества заявок, поданных в предыдущем году, приводит к монотонному снижению вероятности прекращения подачи заявок в следующем году. Такие оценки важны для построения логико-вероятностных моделей поддержки инвестиционных решений, поскольку позволяют связать наблюдаемую патентную активность с обновлением ожиданий инвестора.

Таблица 2.1 – Вероятности прекращения подачи заявок и подачи как минимум одной заявки в следующем году

Вероятности, %	Количество заявок в предыдущем году, шт.			
	1	2	5	10
P_0	92	85	66	43
$P_{ХБ1}$	8	15	34	57

Источник: составлено автором

ПСС получения решений патентного ведомства. В соответствии со структурой потоков случайных событий в предлагаемой модели второй (ответный) поток случайных событий получения решений патентного ведомства отличается

тем, что каждое событие этого потока имеет дополнительную характеристику – знак (рис. 2.2). Это объясняется тем, что каждое случайное неделимое событие получения ответа может представлять собой как положительное, так и отрицательное решение о выдаче патента по заявке.

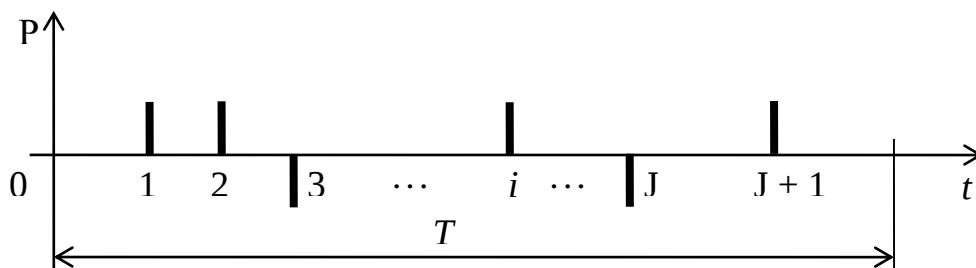


Рисунок 2.2 – Случайный поток элементарных событий получения решений патентного ведомства. Источник: составлено автором

На оси ординат в этом случае отображается знак соответствующего решения, а диаграмма фактически представляет два потока случайных событий: над осью абсцисс – поток положительных решений патентного ведомства, а под осью абсцисс – поток отрицательных решений. Такое графическое представление позволяет наглядно выделить поток положительных решений, играющий ключевую роль в формировании патентного портфеля стартапа. В свою очередь, формализация процессов формирования патентного портфеля в рамках концепции пуассоновского ПСС позволяет давать количественный прогноз патентной активности стартапа в следующем периоде.

Переход от описания потоков случайных событий к байесовской модели необходим потому, что для инвестора значим не только сам факт наличия патентного сигнала, но и изменение доверия к различным источникам информации после поступления новых свидетельств. В этой логике решения патентного ведомства, экспертные оценки и заявленные характеристики технологии становятся основаниями вероятностного обновления, а не самостоятельными окончательными критериями отбора.

Модель поддержки инвестиционного решения с учетом факторов неопределенности, воздействующих на формирование патентного портфеля и оценку технологической перспективности компании построена на основе базы знаний о предметной области, в которой происходят ожидаемые и наблюдаемые случайные события. Такая база знаний формируется с начала разработки экспертной системы и уточняется в течение всего жизненного цикла. Для того чтобы решения, принимаемые с ее помощью, были разумными, факторы неопределенности, неполная и неточная информация должны восприниматься экспертной системой адекватно. В большинстве моделей современных экспертных систем для представления знаний экспертов с учетом вероятностей используются субъективные меры доверия. Такой подход не исключает возможности различных степеней доверия экспертов в отношении одного и того же суждения. В научной литературе указанный подход называют «байесовским», в его основе лежит понятие условной вероятности.

Достаточно простые соотношения теоремы Байеса (теоремы гипотез) являются основой для использования теории вероятностей в управлении неопределенностью, поскольку позволяют экспертным системам делать выводы в прямом и обратном направлении по отношению к наблюдаемым событиям. Теорема Байеса применяется в тех случаях, когда есть информация о некоторых зависимых переменных и требуется определить вероятности исходных переменных. Например, если известна вероятность наступления события А при условии, что наступило событие В, то теорема Байеса позволяет определить, какова вероятность наступления более раннего события В, если стало известно, что более позднее событие А наступило (задача обратного вывода).

В общем случае полное статистическое описание наблюдаемых данных (совместная вероятность) требует задать вероятности всех допустимых значений всех переменных, что нереально для решения практических задач. Поэтому используется аппарат Байесовских сетей доверия⁸³ (БСД), в котором принимается

⁸³ Тулупьев А.Л. Основы теории байесовских сетей / А.Л. Тулупьев, С.И. Николенко, А.В. Сироткин. СПб.: Изд-во Санкт-Петербургского ун-та, 2019. – 399 с.

допущение или дополнительная информация о степени зависимости/независимости переменных (признаков). Тогда функция множества переменных, представляющая совместное распределение вероятностей, факторизуется на функции меньшего числа переменных. Для байесовских сетей, построенных в виде направленных ациклических графов (Directed Acyclic Graph, DAG) имеется готовое, очень эффективное программное обеспечение (программные пакеты Netica, Hugin, MSBN, и др.). Стандарты искусственного интеллекта относят их к алгоритмам машинного обучения⁸⁴.

По своей сути БСД являются моделями вероятностных и причинно-следственных связей между переменными в конкретной предметной области, поэтому в математике их относят к классу вероятностных графовых моделей (ВГМ). В БСД удастся органично совмещать эмпирические частоты, субъективные оценки ожиданий экспертов, и любые теоретические представления о вероятностях следствий из априорной информации.

Сеть (граф) модели строится из узлов, представляющих все переменные, связанные причинно-следственными связями. Крайние (начальные) узлы описываются безусловными вероятностями своих состояний, сведенными в таблицы безусловных вероятностей (ТБВ). Это – так называемые «родительские» узлы. Если узел внутри сети связан с любыми «родителями», то его состояние описывается по-другому: строится таблица условных вероятностей (ТУВ), в которой каждая ячейка содержит условную вероятность пребывания узла в определенном состоянии при каждом состоянии всех его родителей. Таким образом, количество ячеек в ТУВ узла всегда равно произведению количества возможных состояний этого узла на количество возможных состояний всех его родителей.

Для построения модели предметной области принятия решений инвестора использовалась программа-редактор байесовских сетей Netica (Norsys Software Corp.). В этой программе состояния узлов переменных визуализируются с

⁸⁴ См., например: ГОСТ Р 71476-2024 Искусственный интеллект. Концепции и терминология искусственного интеллекта (п. 5.12 Примеры алгоритмов машинного обучения; п. 5.12.2 Байесовские сети).

помощью горизонтальных стержневых диаграмм вероятностей. Безусловные и условные вероятности априорного состояния узлов сети могут задаваться на основе экспертных заключений профильных специалистов, представителей инновационной компании, инвестора и других заинтересованных сторон. Экспертные рассуждения используются при первоначальном обучении и инициализации байесовской модели. После этого априорные состояния переменных могут корректироваться на различных этапах конструирования и применения сети, что позволяет реализовать преимущества байесовских сетевых моделей при работе с неопределенностью.

В программной среде Netica управление вероятностными выводами осуществляется путём ввода свидетельств в соответствующие узлы. После фиксации события вероятности связанных узлов автоматически пересчитываются и отображаются на диаграммах модели. Вся графическая часть модели формируется на экране компьютера путем последовательного создания всех необходимых узлов и связей между ними. На любом этапе этой работы программа позволяет корректировать ошибки, удалять и вновь создавать узлы и связи, перемещать их в окне проекта для лучшей компоновки сети.

Для конкретизации байесовского обновления рассмотрим предметную область, в которой взаимодействуют следующие субъекты:

- малая технологическая компания (МТК, стартап);
- независимый эксперт (технологический брокер);
- эксперты венчурного фонда;
- патентное ведомство.

Стартап продвигает новую технологию, являющуюся результатом интеллектуальной деятельности. Для защиты технологии в патентное ведомство стартапом уже поданы 10 заявок на изобретения. Поскольку стартап уверен в новизне и высоком качестве изобретений, он готов утверждать, что вероятность получения патентов по данным заявкам достаточно высока, и составляет 90%.

Независимый эксперт (технологический брокер) владеет достоверной информацией о рынке новых технологий в целом, а также о степени новизны и

практической применимости технологии, предлагаемой стартапом. Поэтому с точки зрения независимого эксперта более реальная оценка вероятности получения патентов составляет не более 70%.

Утверждения представителей стартапа и эксперта-техноброкера говорят о том, что наиболее вероятно получение положительных решений по девяти (по версии стартапа) или по семи (по версии эксперта) из поданных десяти заявок. Сроки рассмотрения заявок патентным ведомством формально нормированы. Тем не менее, этот процесс зависит от многих случайных факторов, в частности, от того:

- обладают ли изобретения новизной;
- какой стратегии патентования в действительности придерживается стартап;
- насколько качественно подготовлены документы заявок (формулы и описания изобретений);
- будут ли экспертами патентного ведомства найдены дополнительные аналоги технических решений, заявленных стартапом;
- сможет ли заявитель (стартап) адекватно и своевременно опровергнуть противопоставленные аналоги;
- будут ли заявителю противопоставлены дополнительные аналоги, выявленные в процессе его дальнейшей полемики с экспертизой патентного ведомства, и т. д.

В связи с этим, ПСС подачи заявок в патентное ведомство и ПСС получения решений по заявкам в общем случае могут быть несинхронными и не коррелировать (слабо коррелировать) по времени друг с другом.

Технологию, продвигаемую стартапом, рассматривает инвестор – венчурный фонд, для которого защищенность новой разработки является одним из ключевых факторов при принятии решения о финансировании данного стартапа. Учитывая, что руководители стартапа субъективны в своих оценках, эксперты венчурного фонда стремятся собрать полную информацию о новой разработке. На основе своего опыта они более склонны доверять мнению независимого эксперта-техноброкера. В частности, эксперты венчурного фонда считают, что вероятность правильного прогноза техноброкера составляет 60%, а стартапа – не более 40%.

Для подтверждения своих априорных предположений венчурный фонд принимает решение самостоятельно проанализировать ожидаемый поток последовательных случайных событий получения решений патентного ведомства по заявкам. Система поддержки инвестиционных решений должна помочь венчурному фонду определиться с принятием решения о финансировании стартапа, если:

- два следующих последовательно полученных решения патентного ведомства будут содержать отказы в выдаче патентов;
- одно из следующих последовательно полученных решений будет положительным, а второе – отрицательным (или наоборот);
- два следующих последовательно полученных решения будут положительными.

Для поддержки решений венчурного фонда строится байесовская сетевая модель (БСД) из двух узлов, отображающих следующие случайные переменные (рис. 2.3а):

- Мнение инвестора – доверие венчурного фонда к оценкам независимого эксперта-техноброкера и стартапа (родительский узел);
- Результат – варианты результатов наблюдения.

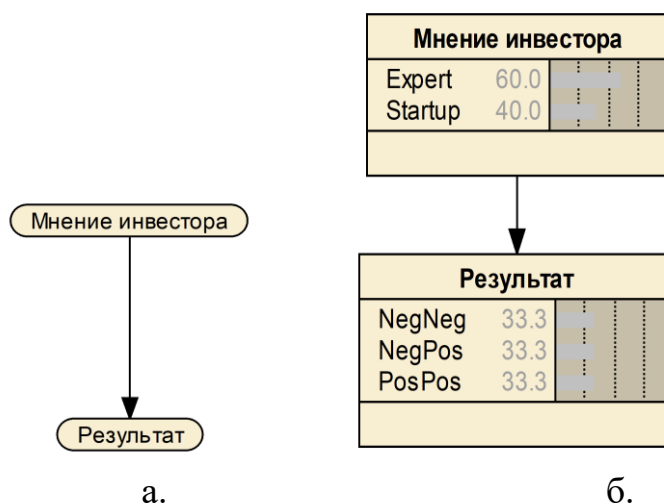


Рисунок 2.3 – Исходный граф модели (а) и состояние узлов БСД до инициализации модели (б). Источник: составлено автором

После задания структуры сети требуется заполнить таблицы безусловных и условных вероятностей для всех переменных. Узел доверия инвестора является родительским, поэтому таблица безусловных вероятностей верхнего узла уже заполнена (рис. 2.3 б). По условию инвестор априорно считает, что вероятность правильного прогноза эксперта составляет 60%, а прогноза стартапа 40%. Таблица условных вероятностей нижнего узла на этом этапе еще не заполнена, поэтому программа отображает для него равные значения вероятностей.

Априорное отношение инвестора к оценкам стартапа и эксперта зададим в виде двух несовместных гипотез: $H1$ – прав эксперт; $H2$ – прав стартап. Мнение инвестора зависит от результата наблюдения за потоком случайных событий получения решений патентного ведомства. Если обозначить одно случайное событие получения решения как R , то апостериорная (условная) вероятность гипотезы $H1$ при условии, что одно из событий R произошло, в соответствии с теоремой Байеса составит:

$$P(H1 | R) = \frac{P(R | H1) \cdot P(H1)}{P(R)},$$

где $P(R)$ – есть полная вероятность наступления события R , т.е.:

$$P(R) = P(H1) \cdot P(R | H1) + P(H2) \cdot P(R | H2).$$

Для решения задачи определяются значения полных вероятностей $P(R)$ и условных вероятностей $P(R|H1)$ при каждом состоянии переменных родительского узла. Затем найденные значения условных вероятностей вносятся в таблицу условных вероятностей нижнего узла, после чего модель инициализируется и используется для вероятностных выводов. Решение включает три расчетных блока:

Блок 1. В первом блоке оценим результат наблюдений, в котором получено два последовательных отрицательных (Negative) решения патентного ведомства подряд. Такой результат обозначен на стержневой диаграмме нижнего узла как NegNeg. По условию априорная вероятность $P(H1) = 60\%$ (прав эксперт). Вероятность того, что два решения подряд будут отрицательными, если инвестор больше доверяет мнению эксперта есть $P(R|H1)$. Напомним, что вероятность

получения положительных решений (Positive), по мнению эксперта, составляет 70%, а по мнению стартапа 90%. Следовательно, вероятности противоположных событий получения отказов по версии каждого составляют:

$$\text{Neg(эксп.)} = 1 - 0,7 = 0,3;$$

$$\text{Neg(стар.)} = 1 - 0,9 = 0,1.$$

В таком случае условные вероятности результата наблюдения с получением двух последовательных отрицательных решений патентного ведомства подряд составят, соответственно:

$$\text{Neg(эксп.)} \cdot \text{Neg(эксп.)} = 0,3 \cdot 0,3 = 0,09 = P(R|H1);$$

$$\text{Neg(стар.)} \cdot \text{Neg(стар.)} = 0,1 \cdot 0,1 = 0,01 = P(R|H2).$$

Полученные значения внесены в колонку таблицы условных вероятностей (ТУВ) для результата NegNeg в нижнем узле БСД (см. табл. 2.2).

Таблица 2.2 – Условные вероятности для узла результата наблюдений

Мнение инвестора	Результат наблюдения		
	NegNeg	NegPos	PosPos
Прав эксперт	0,09	-	-
Прав стартап	0,01	-	-

Источник: составлено автором

По этим же значениям находим полную вероятность получения двух отрицательных решений подряд:

$$P(R) = 0,6 \cdot (0,3 \cdot 0,3) + 0,4 \cdot (0,1 \cdot 0,1) = 0,058$$

Полученное значение совпадает с вероятностью, которая отображается в инициализированной байесовской модели до поступления свидетельств на первом стержне нижнего узла результатов наблюдения (см. рис. 2.4). Окончательно по формуле Байеса находим апостериорную вероятность того, что независимый эксперт прав при получении 2-х последовательных отрицательных решений патентного ведомства подряд:

$$P(H1 | R) = \frac{0,6 \cdot 0,09}{0,6 \cdot (0,3 \cdot 0,3) + 0,4 \cdot (0,1 \cdot 0,1)} = 0,931$$

Полученный результат говорит о том, что венчурный фонд после анализа результатов наблюдения при двух последовательных отрицательных решениях патентного ведомства имеет основание скорректировать свою уверенность в правоте эксперта с 60% до 93,1% (и принять соответствующее решение).

Блок 2. Во втором блоке (одно из двух полученных решений патентного ведомства – отрицательное, второе – положительное, т.е., в приятых обозначениях – NegPos или PosNeg) расчет условных вероятностей результата наблюдения с учетом мнения эксперта и стартапа немного усложнится:

$$\begin{aligned} \text{Neg(эксп.)} \cdot \text{Pos(эксп.)} + \text{Pos(эксп.)} \cdot \text{Neg(эксп.)} = \\ 0,3 \cdot 0,7 + 0,7 \cdot 0,3 = 0,42; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Neg(стар.)} \cdot \text{Pos(стар.)} + \text{Pos(стар.)} \cdot \text{Neg(стар.)} = \\ 0,1 \cdot 0,9 + 0,9 \cdot 0,1 = 0,18. \end{aligned}$$

Полученные значения внесены в соответствующую колонку ТУВ (см. таблица 2.3) для результата NegPos.

Таблица 2.3 – Условные вероятности для узла результата наблюдений

Мнение инвестора	Результат наблюдения		
	NegNeg	NegPos	PosPos
Прав эксперт	0,09	0,42	-
Прав стартап	0,01	0,18	-

Источник: составлено автором

Соответственно, полная вероятность результата наблюдения, при котором одно из двух последовательных решений отрицательно и одно положительно составит:

$$P(R) = 0,6 \cdot 0,42 + 0,4 \cdot 0,18 = 0,324.$$

Аналогичное значение отображается в инициализированной байесовской модели до поступления свидетельств на среднем стержне диаграммы вероятностей нижнего узла результатов наблюдения (рис. 2.4). Апостериорная вероятность того, что независимый эксперт прав при получении последовательно одного отрицательного и одного положительного решения патентного ведомства, составит:

$$P(H1| R) = \frac{0,6 \cdot 0,42}{0,6 \cdot 0,42 + 0,4 \cdot 0,18} = 0,7777$$

Полученный результат говорит о том, что венчурный фонд после анализа результатов наблюдения во втором случае имеет основание скорректировать свою уверенность в правоте эксперта с 60% до 77,8% (и принять соответствующее решение).

Блок 3. В третьем блоке (два последовательно полученных положительных решения патентного ведомства подряд, т.е., в принятых обозначениях – PosPos) условные вероятности результата наблюдения по версиям эксперта и стартапа составляют:

$$\text{Pos(эксп.)} \cdot \text{Pos(эксп.)} = 0,7 \cdot 0,7 = 0,49;$$

$$\text{Pos(стар.)} \cdot \text{Pos(стар.)} = 0,9 \cdot 0,9 = 0,81.$$

Полученные значения внесены в соответствующую колонку ТУВ (см. таблица 2.4) для результата PosPos.

Таблица 2.4 – Условные вероятности для узла результата наблюдений

Мнение инвестора	Результат наблюдения		
	NegNeg	NegPos	PosPos
Прав эксперт	0,09	0,42	0,49
Прав стартап	0,01	0,18	0,81

Источник: составлено автором

Полная вероятность получения двух последовательно полученных положительных решений патентного ведомства подряд составит, соответственно:

$$P(R) = 0,6 \cdot 0,49 + 0,4 \cdot 0,81 = 0,618.$$

Результат соответствует значению, представленному на нижнем стержне диаграммы узла анализа решений на рис. 2.4. Наконец, апостериорная вероятность того, что независимый эксперт прав при двух последовательно полученных положительных решениях патентного ведомства, составит:

$$P(H1| R) = \frac{0,6 \cdot 0,49}{0,6 \cdot 0,49 + 0,4 \cdot 0,81} = 0,4757$$

Этот результат говорит о том, что только в случае получения двух последовательных положительных решений патентного ведомства подряд у венчурного фонда появляются основания для повышения доверия к оценке стартапа с 40% до 52,4%. Результаты всех расчетов сведены в таблицу 2.5.

Таблица 2.5 – Результаты модификации мнения инвестора при возможных результатах анализа наблюдений

Мнение	Априорное доверие, %	Доверие после 2-х отрицательных решений, %	Одно отрицательное решение, одно положительное. %	Доверие после 2-х положительных решений, %
Эксперт	60	93,1	77,8	47,6
Стартап	40	6,9	22,2	52,4

Источник: составлено автором

После получения расчетного решения значения условных вероятностей, представленные в таблице 2.4, вносятся в таблицу условных вероятностей узла результатов наблюдений в построенной БСД. После инициализации модели на стержневых диаграммах нижнего узла отображаются значения вероятностей, показанные на рис. 2.4. Программа автоматически рассчитывает эти значения, что устраняет необходимость повторного ручного пересчета при каждом изменении свидетельств.

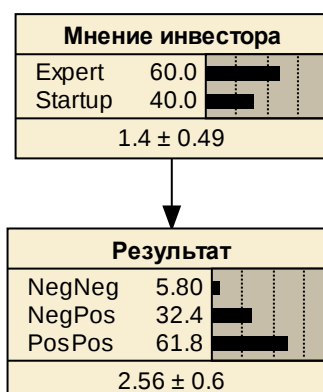


Рисунок 2.4 – Состояние узлов БСД после заполнения ТУВ и инициализации модели. Источник: составлено автором

Выполнение этих процедур завершает процесс обучения модели, и она готова для вероятностных выводов в прямом и обратном направлении. Простота структуры позволяет вручную проверить корректность всех вычислений. В дальнейшем соотношение маргинальных вероятностей в родительском узле может корректироваться, что позволяет анализировать реакцию БСД и получать различные варианты вывода.

Особый интерес представляют обратные выводы, при которых ввод свидетельств в узле анализа результатов наблюдений позволяет получать соотношения апостериорных вероятностей в верхнем узле доверия инвестора. Например, при вводе свидетельства о получении двух последовательных отрицательных решений патентного ведомства модель отображает апостериорную вероятность того, что независимый эксперт прав, равную 93,1% (рис. 2.5). Это значение совпадает с расчетным результатом $P(H1|R)$, полученным в первом блоке решения и внесенным в таблицу 2.5.

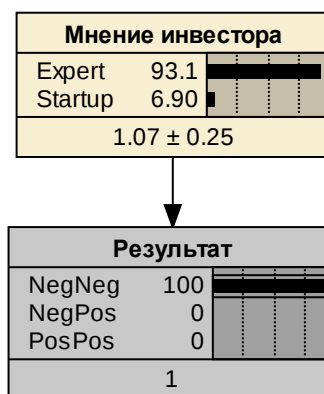


Рисунок 2.5 – Состояния узлов БСД при обратном выводе после двух отрицательных решений патентного ведомства. Источник: составлено автором

На рис. 2.6 показана реакция модели на ввод свидетельств о том, что результат с одним положительным и одним отрицательным решением дает значение искомой апостериорной вероятности доверия к мнению эксперта 77,8% (слева). Соответственно, ввод свидетельства о получении двух положительных

решений подряд дает значение вероятности 47,6% (справа). Эти результаты, полученные ранее в расчетных блоках 2 и 3, также были внесены в таблицу 2.5.

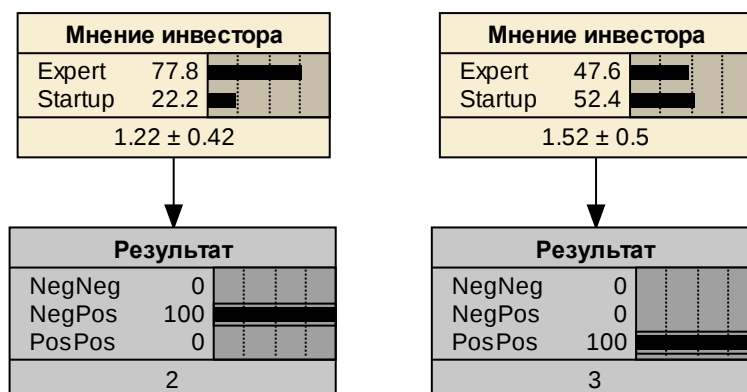


Рисунок 2.6 – Состояния узлов БСД при обратном выводе с разными результатами наблюдений. Источник: составлено автором

Таким образом, вероятностные расчеты показывают, что принимающий решение инвестор, который априорно, на основе собственного опыта предполагал, что независимый эксперт прав с вероятностью 60%, после анализа результатов наблюдений добавил к своему опыту новые данные. Полученные данные указывают на то, что эту вероятность следует повысить до 93,1% в случае двух последовательных отрицательных решений патентного ведомства. В случае получения одного отрицательного и одного положительного решения инвестор мог бы скорректировать эту вероятность до 77,8%, что также говорит в пользу правоты независимого эксперта. Лишь при получении двух положительных решений патентного ведомства подряд инвестор мог бы повысить доверие к утверждениям стартапа.⁸⁵

Полученные данные позволяют инвестору обоснованно уменьшить неопределенность при принятии решения о финансировании стартапа с учетом текущего состояния его патентного портфеля. Отметим, что в представленной БСД, в силу ее простоты удалось заранее рассчитать все условные вероятности, что не

⁸⁵ Воронов В.С., Чернявский С.В., Викторов Е.И., Шулус А.А. Моделирование процессов изобретательской деятельности в инновационных экосистемах // Вестник Томского государственного университета. Экономика. 2024. № 67. С. 285-299.

всегда бывает возможно в моделях с большим количеством случайных переменных. Поэтому, для заполнения ТУВ в более сложных БСД применяются другие методики, включающие, в том числе, экспертные заключения.

2.3. Диаграммы влияния и логика реального опциона как переход к платформенному отбору компаний

Байесовские сети позволяют обновлять вероятности при поступлении свидетельств, но инвестиционное решение включает также выбор действия с учетом ожидаемой полезности. Поэтому следующим уровнем моделирования выступают байесовские диаграммы влияния (БДВ), которые соединяют вероятностные зависимости, альтернативы решений и функцию полезности в единой логико-вероятностной конструкции. Такой переход позволяет связать локальную модель инвестора с более широкой задачей платформенного отбора, где требуется обработка множества компаний по сопоставимым вероятностным оценкам и формализованным правилам маршрутизации.

Аппарат БДВ далее использован для моделирования процесса принятия решения венчурным фондом о поддержке проекта, для финансирования которого требуется 70 млн. руб. По условиям задачи фонду предварительно известно, что в ходе реализации проекта была создана новая технология, и в патентное ведомство уже подана заявка на изобретение. В связи с этим при принятии решения венчурный фонд должен учитывать:

- выводы независимого эксперта – технологического брокера;
- результаты рассмотрения заявки на изобретение в патентном ведомстве;
- существенные затраты времени и средств стартапа на подготовку и подачу патентной заявки.

Выводы независимого эксперта-техноброкера являются априорными. Основываясь на собственной информации и опыте работы, он считает, что данный проект:

- с вероятностью 50% может оказаться неудачным, поскольку технология является новой и еще никем не апробирована;
- с вероятностью 30% может принести средний доход на уровне 50 млн. руб.;
- с вероятностью 20% может оказаться очень успешным, и принесет доход на уровне 200 млн. руб., что покроет все расходы венчурного фонда и позволит получить прибыль.

Вероятностные оценки независимого эксперта внесены в таблицу безусловных вероятностей родительского узла случайной переменной успешности реализации проекта в диаграмме влияния (рис. 2.8). Однако мнения одного только технологического брокера недостаточно, поэтому для венчурного фонда очень важно получить решение патентного ведомства по заявке на изобретение, сделанное стартапом.

Затраты на исследования и разработки, создание изобретения и подготовку патентной заявки по условиям задачи оцениваются в 10 млн. руб., но получение патента (патентный сигнал) может существенно повлиять на обоснованность принятия решения о финансировании проекта⁸⁶. Поэтому в дополнение к узлу решения о финансировании проекта (Финансировать или нет) в модель добавлен узел решения об ожидании результата рассмотрения патентной заявки (Ждать или нет). Таким образом, полная диаграмма влияния включает (рис. 2.7):

- узел случайной переменной вероятности успешной реализации проекта (Успех проекта), отражающий гипотезы независимого эксперта (родительский узел);
- узел случайной переменной ожидаемых результатов рассмотрения патентной заявки (Результат заявки);
- узел решений об ожидании результатов рассмотрения патентной заявки (Ждать или нет);
- узел решений о финансировании проекта венчурным фондом (Финансировать или нет);

⁸⁶ Hall B.H. Is there a role for patents in the financing of new innovative firms? // Industrial and Corporate Change. 2019. Vol. 28(3). P. 657-680.

- узел полезности П1, представляющий возможные затраты на создание РИД и патентование изобретения (Стоимость заявки);
- узел полезности П2, представляющий ожидаемые результаты реализации проекта (Доход проекта).

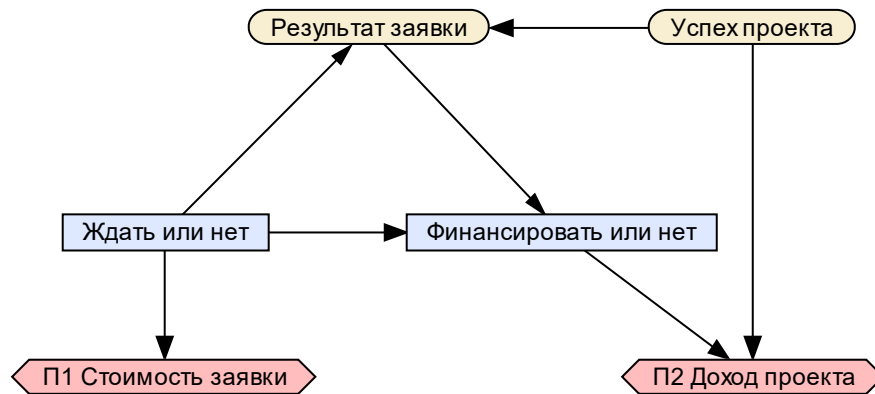


Рисунок 2.7 – Исходный граф БДВ с двумя узлами полезности.

Источник: составлено автором

Результатом рассмотрения патентной заявки (Результат заявки) является решение патентного ведомства. В частности, это решение может:

- оказаться положительным (positive), что повысит шансы на успешную коммерциализацию изобретения;
- содержать запрос дополнительных материалов (delay), что продлит ожидание на неопределенное время;
- оказаться отрицательным (negative) по причине отсутствия новизны в изобретении.

Кроме того, венчурный фонд может с некоторым риском включиться в финансирование проекта, не дожидаясь решения патентного ведомства (nowait), целиком полагаясь на удачу и мнение независимых экспертов.

Поскольку узел случайной переменной вероятностных состояний результатов рассмотрения заявки является зависимым от узла априорных вероятностей успеха реализации проекта и от узла решения об ожидании результата рассмотрения заявки, необходимо составить таблицу условных

вероятностей (ТУВ, таблица 2.6). Таблица отображает вероятностные связи прогнозов результата рассмотрения заявки и вероятности успеха проекта.

Таблица 2.6 – ТУВ для узла вероятностей получения решений патентного ведомства

Успешность проекта	Ожидание да/нет	Результат рассмотрения			
		positive	delay	negative	no wait
Низкая (low)	yes	10	30	60	0
Низкая (low)	no	0	0	0	100
Средняя (mid)	yes	30	40	30	0
Средняя (mid)	no	0	0	0	100
Высокая (high)	yes	50	40	10	0
Высокая (high)	no	0	0	0	100

Источник: составлено автором

Следующая таблица 2.7 является таблицей полезностей (П1) и отображает возможные варианты затрат (или их отсутствие) на патентование изобретения, поэтому в ней будет всего два значения.

Таблица 2.7 – Состояния узла полезностей П1

Заявка да/нет	П1, млн. руб.
yes	–10
no	0

Источник: составлено автором

Таблица полезностей П2 отображает ожидаемые результаты рассмотрения патентной заявки в зависимости от вариантов решения о финансировании проекта и вероятностных прогнозов независимого эксперта-техноброкера (таблица 2.8). Данные говорят о том, что при неудачном завершении проекта ожидаемый убыток равен полной стоимости затрат, и лишь при реализации со средним результатом или очень успешной реализации проекта возможно получение дохода по проекту, соответственно, 50 или 200 млн. руб.

Таблица 2.8 – Состояния узла полезностей П2

Успешность проекта	Ожидание да/нет	П2, млн. руб.
Низкая (low)	yes	–70

Низкая (low)	no	0
Средняя (mid)	yes	50
Средняя (mid)	no	0
Высокая (high)	yes	200
Высокая (high)	no	0

Источник: составлено автором

После заполнения всех таблиц в программной среде Netica диаграмма инициализируется и используется как действующая логико-вероятностная модель поддержки решений венчурного фонда (рис. 2.8).

В таблице узла решения «Финансировать или нет» первоначально отображаются пустые ячейки, поскольку окончательное решение о финансировании проекта невозможно до получения решения патентного ведомства. Ожидаемые результаты в узле решения «Ждать или нет» уже определены и показывают, что максимального результата можно ожидать при положительном решении патентного ведомства.

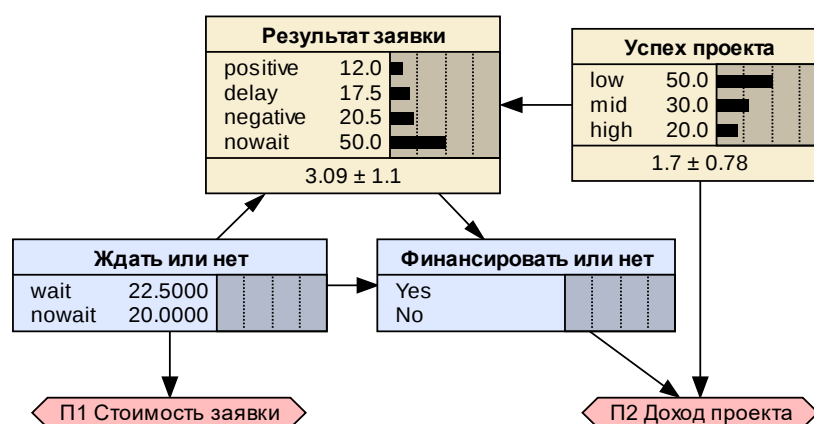


Рисунок 2.8 – Диаграмма влияния после инициализации модели. Источник: составлено автором

Для подтверждения решения фонда ожидать результаты рассмотрения заявки в модель вводится соответствующее свидетельство в узле решений «Ждать или нет» (рис. 2.9). После этого в таблице решения о финансировании проекта отображается подтверждение ожидаемой выгоды такого решения при отсутствии других свидетельств, то есть в условиях полной неопределенности.

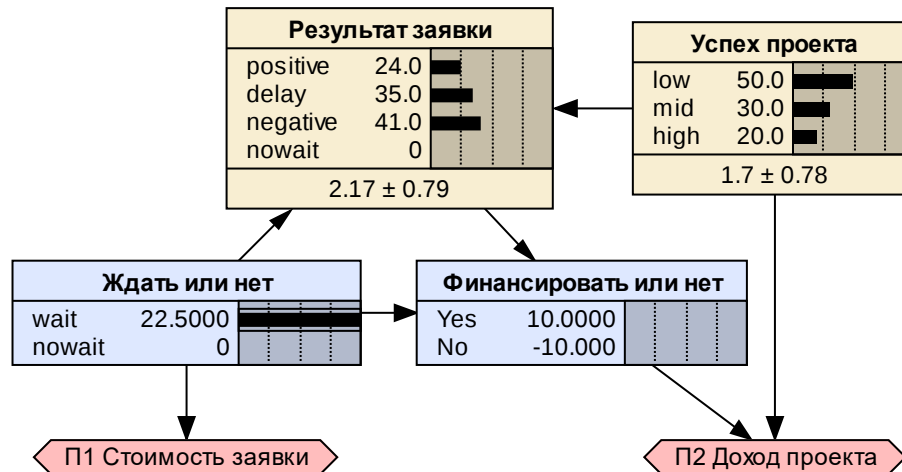


Рисунок 2.9 – Подтверждение решения фонда ожидать результаты рассмотрения заявки. Источник: составлено автором

При вводе свидетельства о положительном решении патентного ведомства по заявке можно видеть, что выгодность ожидания результатов рассмотрения заявки возрастает более чем в семь раз (рис. 2.10).

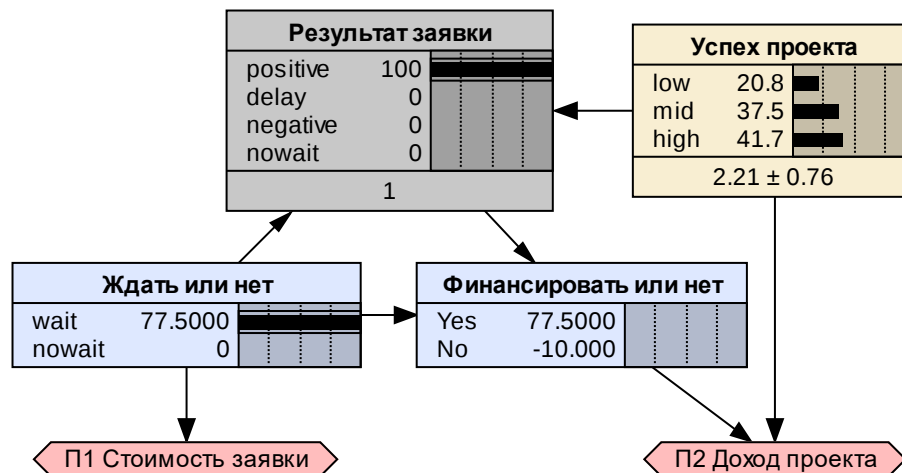


Рисунок 2.10 – Поступление положительного сигнала о результате рассмотрения заявки. Источник: составлено автором

Корректность расчета этого значения проверяется через ожидаемый результат реализации проекта с учетом полных вероятностей, полученных в узле «Успех проекта»:

$$\begin{aligned}
 E(\text{Yes} \mid \text{positive}) &= 0,208 \cdot (-70) + 0,375 \cdot 50 + 0,417 \cdot 200 = \\
 &= 87,5 \text{ (млн. руб.)}
 \end{aligned}$$

Из этой величины после вычитания затрат в сумме 10 млн. руб. на подготовку патентной заявки (П1) подтверждаем значение 77,5 млн. руб., отображаемое машиной в узле «Финансировать или нет». По аналогичному алгоритму корректность расчета проверяется для ожидаемого результата при получении запроса патентного ведомства о дополнительных материалах (рис. 2.11):

$$E(\text{Yes} \mid \text{delay}) = 0,429 \cdot (-70) + 0,343 \cdot 50 + 0,229 \cdot 200 = \\ = 32,9 \text{ (млн. руб.)}$$

С учетом затрат на подготовку заявки (–10 млн. руб.) получается 22,9 млн. руб., что и отображено машиной в узле решения.

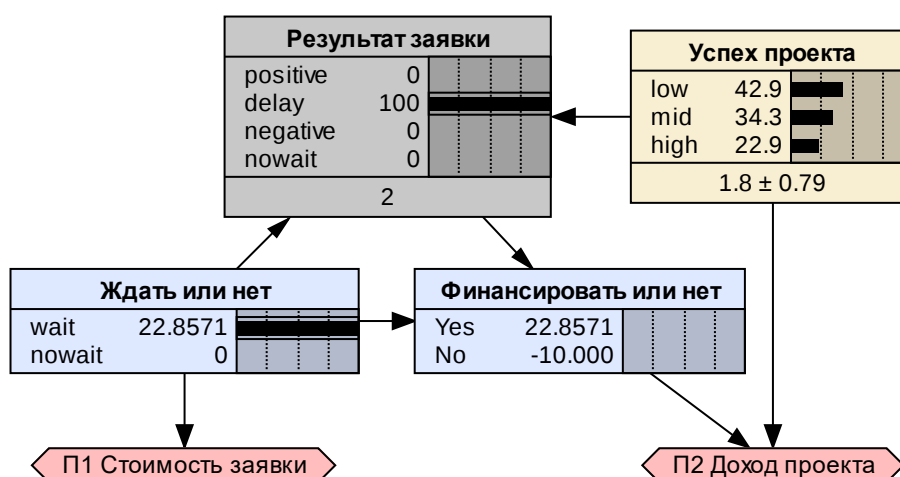


Рисунок 2.11 – Поступление свидетельства о результате рассмотрения заявки.

Источник: составлено автором

При получении отрицательного решения патентного ведомства по тому же алгоритму получается значение –40,49 млн. руб. (рис. 2.12).

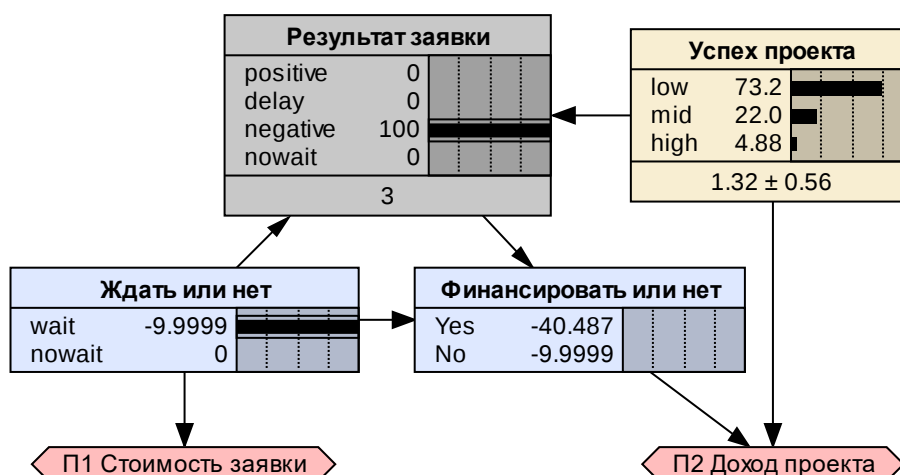


Рисунок 2.12 – Поступление свидетельства об отрицательном результате рассмотрения заявки. Источник: составлено автором

Полученные значения позволяют проверить ожидаемую полезность с учетом полных вероятностей результатов рассмотрения заявки до поступления свидетельств (рис. 2.9):

$$E(\text{Yes}) = 0,24 \cdot 77,5 + 0,35 \cdot 22,9 + 0,41 \cdot (-40,49) = \\ = 10 \text{ (млн. руб.)}$$

Проведенные проверки подтверждают логику причинно-следственных и информационных связей между узлами диаграммы, а также адекватность выводов, полученных с помощью построенной модели. Используемая программная среда позволяет оперативно обновлять систему новыми данными, дополнять ее новыми узлами переменных и соответствующими связями. Одновременно происходит накопление базы знаний экспертной системы, что является важным свойством байесовских сетевых моделей.⁸⁷

Неопределенность в отношении будущих перспектив проектов, выполняемых инновационными компаниями, как правило, бывает чрезвычайно высокой⁸⁸. Дополнительные факторы риска в таких случаях проявляются при

⁸⁷ Воронов В.С., Викторов Е.И. Моделирование системы поддержки финансовых и инвестиционных решений в инновационных экосистемах в условиях высокой неопределенности // Фундаментальные исследования. 2025. № 3. С. 70-76.

⁸⁸ Баранов А.О., Музыко Е.И., Павлов В.Н. Оценка эффективности инновационных проектов с использованием опционного и нечетко-множественного подходов. Новосибирск: ИЭОПП СО РАН, 2018. – с. 127.

взаимодействии компании практически со всеми субъектами инновационной экосистемы, в составе которой она осуществляет свою новаторскую деятельность. В соответствии с действующими стандартами инновационного менеджмента структурное представление любой инновационной экосистемы можно характеризовать набором информационных элементов и внешних участников, способствующих развитию инновационного процесса. В свою очередь каждый элемент и участник экосистемы может быть отнесен к соответствующей подсистеме или среде⁸⁹.

В частности, институциональная среда экосистемы может включать платформу поддержки инновационного предпринимательства. Сюда же относится патентное ведомство как орган государственной исполнительной власти. Экспертов по интеллектуальной собственности стандарты относят к правовой среде экосистемы. Финансовую среду представляют венчурные инвесторы или фонды. Технологическая среда – это лабораторно-исследовательская база, которая может быть связана, например, с университетом, государственной или частной организацией соответствующего технологического профиля⁹⁰.

Сформированные выше модели на основе БСД и БДВ задают формализованное описание предметной области инновационной экосистемы. Однако при анализе многоэтапных инновационных проектов требуется учитывать не только вероятность отдельных событий, но и управленческую ценность права продолжить, отложить или прекратить проект.

Одним из критериев оценки состояния проектов является уровень готовности технологии (УГТ), определяемый в градациях шкалы, установленной, например, российскими стандартами трансфера технологий⁹¹. Институциональные участники чаще всего также ориентируются на этот показатель. Например, Платформа

⁸⁹ См., например: ГОСТ Р 57313-2016 Инновационный менеджмент. Руководство по управлению инновациями. М.: Стандартинформ, 2017. – 39 с.

⁹⁰ ГОСТ Р 57315-2016 Инновационный менеджмент. Руководящие принципы для осуществления открытого инновационного подхода. М.: Стандартинформ, 2017. – 16 с.

⁹¹ Сартори А.В., Гареев А.Р., Ильина Н.А., Манцевич Н.М. Применение подхода уровней готовности для различных предметных направлений в бережливом НИОКР // Экономика науки. 2020. Т.6. № 1-2. С. 118-134.

университетского технологического предпринимательства Минобрнауки РФ⁹² официально поддерживает университетские стартапы, которые сумели довести свои разработки до уровня УГТ-5 или выше. Аналогичная платформа Сбербанка⁹³ требует от российских стартапов наличия (1) юрлица и (2) минимального жизнеспособного продукта (MVP – Minimum viable product), что также подразумевает достижение поддерживаемым проектом УГТ не ниже 4-5 уровня.

Успешное выполнение проекта, включая достижение высокого УГТ, для стартапа связано с множеством неопределенностей. Поэтому модель инновационной платформенной экосистемы с возможностью анализа реальных опционов должна учитывать как патентные события, так и стадийность технологического развития.

На начальном этапе была создана минимальная однопериодная модель инновационной экосистемы, применяемая для последующего масштабирования задачи. В такой модели на стадии оценки и принятия решений стартап планирует начать проект, который будет исполняться в пределах одного периода (например, года). В момент времени $t = 0$ (начало года) у менеджеров стартапа имеется возможность начать исполнение проекта или ликвидировать компанию. Для таких проектов существенное значение имеет связь будущей ценности результата интеллектуальной деятельности с патентным сигналом, уровнем готовности технологии и возможностью последующего инвестиционного решения. Патентная заявка в этой логике рассматривается не только как юридический инструмент охраны, но и как наблюдаемое свидетельство технологического продвижения компании.

Вероятность получения стартапом нового результата и подачи патентной заявки оценивается независимым экспертом по интеллектуальной собственности (технологическим брокером). Кроме того, в расчетах учитывается безрисковая

⁹² Федеральный проект «Платформа университетского технологического предпринимательства» (ФП ПУТП), официальный сайт. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://univertechpred.ru/> (дата обращения: 15.06.2026)

⁹³ SberUnity – платформа для запуска пилотов и поиска инвестиций, официальный сайт. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://sberunity.ru/for-startups> (дата обращения: 15.06.2026)

ставка процента и ставка дисконтирования с учетом риска при текущем состоянии финансового рынка.

Таким образом, в базовой однопериодной модели в момент времени $t = 0$ менеджеры приобретают реальный опцион на исполнение или отказ от проекта. Исходя из заданных условий, для описания предметной области экосистемы построена БДВ, состоящая из трех узлов (рис. 2.13):

- родительский узел состояния случайной переменной вероятности подачи патентной заявки к концу периода;
- узел решений, представляющий альтернативные варианты решения менеджеров стартапа: начинать проект (Continue), или ликвидировать компанию (Liquidate);
- узел полезности, представляющий ожидаемые результаты принятия решений менеджерами стартапа.

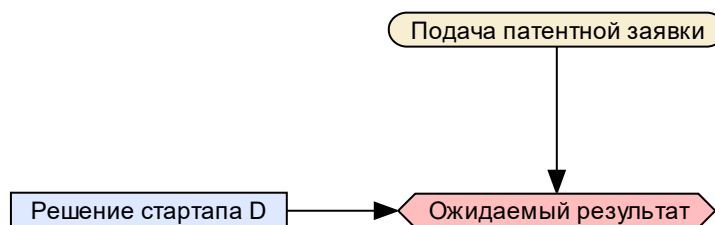


Рисунок 2.13 – Исходный граф диаграммы влияния. Источник: составлено автором

Задача рассматривается на примере проекта, в котором от венчурного фонда получены инвестиции в сумме 18 млн. руб., рассматриваемые далее в качестве капитальных вложений. По расчетам менеджеров альтернативная ликвидация компании в начале года может дать 2 млн. руб., однако к концу года ресурсы в основном будут потрачены, и ликвидационную стоимость получить не удастся. В случае успешного завершения проекта и подачи патентной заявки результаты завершеного исследования могут быть оценены в сумме 24 млн. руб. Но если заявка не будет подана, то оценка составит не более 16 млн. руб.

По мнению независимого эксперта-техноброкера вероятность получения стартапом нового результата и подачи патентной заявки составляет не более 60%. Поскольку узел состояния случайной переменной вероятности подачи патентной заявки является родительским, для него составляется таблица безусловных вероятностей (ТБВ, таблица 2.9) с учетом прогнозов эксперта-техноброкера, указанных выше.

Таблица 2.9 – ТБВ для узла случайной переменной

№	Подача патентной заявки	Вероятность, %
1	Да	60
2	Нет	40

Источник: составлено автором

В программной среде Netica до инициализации модели стержневые вероятностные диаграммы состояния узлов переменных еще не отображаются (рис. 2.14), поскольку связанные с ними таблицы вероятностей и полезности не заполнены.

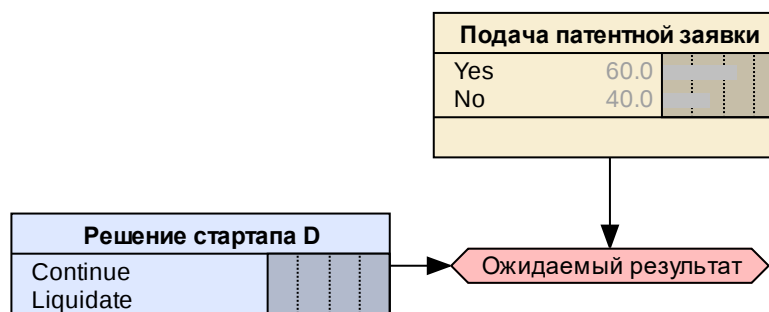


Рисунок 2.14 – Диаграмма влияния до инициализации модели. Источник: составлено автором

На следующем этапе заполняется таблица прогнозируемого результата, т.е. полезности проекта (таблица 2.10). Будущие возможные результаты проекта оцениваются на основе классического показателя чистой приведенной стоимости (Net present value – NPV). По условию, если в результате реализации проекта будет подана патентная заявка, то результат завершеного исследования оценивается в

24 млн. руб. Поэтому значение NPV определяется как разница дисконтированного денежного потока, ожидаемого в конце года, и капитальных затрат:

$$NPV = \frac{24}{(1 + 0,1)} - 18 = 3,818 (\text{млн.руб.})$$

Если заявку подать не удастся, то с учетом меньшего прогнозируемого дохода получается следующее значение:

$$NPV = \frac{16}{(1 + 0,1)} - 18 = -3,455 (\text{млн.руб.})$$

Отметим, что эти значения соответствуют варианту выбора решения менеджеров стартапа начинать проект (Continue). В случае выбора менеджерами альтернативного решения о ликвидации стартапа (Liquidate) по условию может быть получено только 2 млн. руб. при любом исходе проекта, что и показано в таблице.

Таблица 2.10 – Состояния переменной узла прогнозируемого результата (полезности)

№	Решение стартапа D	Прогнозируемый результат проекта, млн. руб.	
		Заявка подана	Заявка не подана
1	Continue	3,818	-3,455
2	Liquidate	2	2

Источник: составлено автором

Заполнение всех таблиц вероятностей завершает процесс обучения построенной модели. После инициализации модели в таблице узла решений менеджеров стартапа отображаются значения ожидаемой полезности проекта (рис. 2.15).

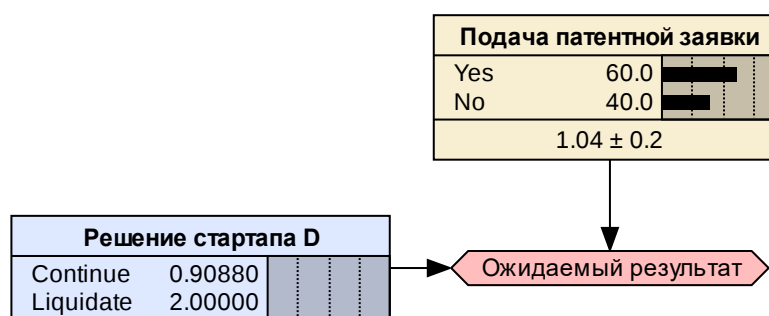


Рисунок 2.15 – Диаграмма влияния после инициализации модели. Источник: составлено автором

Корректность расчета значения ожидаемой полезности в строке Continue таблицы узла решения менеджеров стартапа проверяется следующим образом:

$$E(\text{Continue}) = 0,6 \cdot 3,818 + 0,4 \cdot (-3,455) = 0,909 \text{ (млн. руб.)}$$

На этой основе определяется решение менеджеров, максимизирующее полезность:

$$E(D) = \max(0,909; 2) = 2 \text{ (млн. руб.)}$$

Анализ показывает, что в условиях полной неопределенности решением менеджеров должна быть ликвидация стартапа. При поступлении информации о подаче патентной заявки в модель вводится соответствующее свидетельство в верхнем узле. После этого отображается другое значение полезности, подтверждающее, что решение о продолжении проекта в таком случае могло бы быть существенно более выгодным (рис. 2.16).

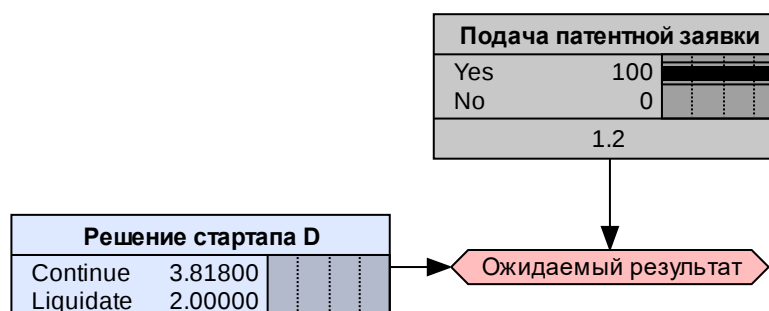


Рисунок 2.16 – Эффект от решения менеджеров при поступлении свидетельства о подаче патентной заявки. Источник: составлено автором

Для того чтобы проверить обоснованность логических связей проведем простой анализ чувствительности модели по зависимости ожидаемой полезности от вероятностного прогноза эксперта-техноброкера (см. таблицу 2.9). В частности, анализ показывает, что повышение уверенности независимого эксперта в получении стартапом нового результата и подаче патентной заявки до 75% (рис. 2.17) увеличивает значение ожидаемой полезности в случае решения менеджеров продолжать проект в условиях полной неопределенности более чем в два раза:

$$E(\text{Continue}) = 0,75 \cdot 3,818 + 0,25 \cdot (-3,455) = 2 \text{ (млн. руб.)}$$

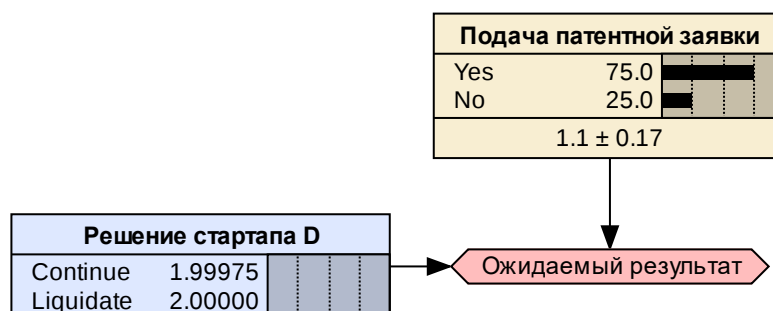


Рисунок 2.17 – Увеличение ожидаемого эффекта при повышении уверенности эксперта-техноброкера до 75%. Источник: составлено автором

Этот результат говорит о том, что при повышении вероятностного прогноза эксперта-техноброкера до 75% в условиях полной неопределенности ликвидация стартапа и отказ от продолжения проекта уже не является очевидным решением. Более того, повышение уверенности эксперта до 80% (рис. 2.18) увеличивает оценку ожидаемой полезности до 2,363 млн. руб., что еще более существенно обосновывает решение менеджеров продолжать проект.

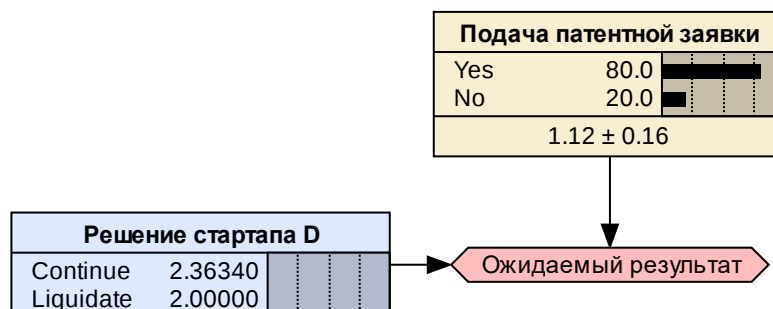


Рисунок 2.18 – Увеличение ожидаемого эффекта при повышении уверенности эксперта-техноброкера до 80%. Источник: составлено автором

Если бы менеджерам заранее было известно, что заявка будет подана в патентное ведомство, то рисковая процентная ставка в расчетах могла быть заменена типичной безрисковой ставкой 6%. В этом случае прогнозное значение положительного эффекта от реализации проекта увеличивается, что подтверждается следующим расчетом:

$$NPV = \frac{24}{(1 + 0,06)} - 18 = 4,64(\text{млн.руб.}).$$

Дальнейшее развитие модели связано с рассмотрением проекта, исполнение которого распределено на два периода. В первом периоде стартап планирует подать первую патентную заявку, а во втором периоде – вторую. В двухпериодной модели в момент времени $t = 1$, то есть по прошествии первого периода, менеджеры стартапа приобретают реальный опцион на продолжение проекта с перспективой подачи второй патентной заявки.

В этом случае сумма капитальных затрат 18 млн. руб. будет распределена по 9 млн. рублей на каждый год. В случае успешного завершения первого периода и подачи патентной заявки, результат исследования можно будет предварительно оценить в 12 млн. рублей. Но если заявка не будет подана, то оценка будет составлять не более 8 млн. рублей. Такой же прирост стоимости, обусловленный подачей второй заявки, ожидается и в конце второго периода. Однако задача существенно осложняется тем, что в отличие от материального продукта, который можно продать, результат, полученный в конце первого года, может иметь лишь оценочную стоимость, которую можно будет учесть в стоимости конечного результата НИОКР только в случае успешного завершения проекта с уровнем готовности УГТ-9. Т.е., полная стоимость может быть получена только в том случае, если поданы обе заявки.

Понимание сути реального опциона дает более широкие возможности менеджерам стартапа, которые могут корректировать свои решения по проекту уже

после его запуска⁹⁴. Например, в момент $t = 0$ менеджеры могут временно приостановить проект с потерей 1 млн. руб. Однако если в следующем периоде менеджеры будут намерены возобновить проект, то для этого потребуется потратить еще 1 млн. руб.

Кроме того, вместо продолжения проекта в моменты $t = 0$ или $t = 1$ менеджеры могут принять решение о ликвидации стартапа с получением чистой ликвидационной стоимости 2 млн. руб. Тем не менее, если проект был начат и продолжается в момент $t = 1$, то необходимо учитывать, что ресурсы будут израсходованы, и получение ликвидационной стоимости в момент $t = 2$ будет невозможно.

Поскольку получение результата НИОКР связано с уникальным процессом изобретательской деятельности, прогнозирование результата вносит большую неопределенность, при оценке которой менеджеры стартапа и венчурный фонд придают большое значение мнению независимого эксперта-техноброкера. В частности, эксперт считает, что вероятность получения стартапом нового результата и подачи патентной заявки в первом периоде составляет не более 60%. Кроме того, в дальнейших расчетах принимается допущение, что при текущем состоянии финансового рынка:

- безрисковая ставка процента равна 6%;
- ставка дисконтирования с учетом риска равна 10%.

Диаграмму влияния для двухпериодной версии модели (рис. 2.19) необходимо увеличить как минимум до пяти узлов:

- родительский узел состояния случайной переменной вероятности подачи патентной заявки в первом периоде ($t = 0$);
- родительский узел состояния случайной переменной вероятности подачи патентной заявки во втором периоде ($t = 1$);
- узел решения 0 менеджеров стартапа для первого периода ($t = 0$);
- узел решения 1 менеджеров стартапа для второго периода ($t = 1$);

⁹⁴ Петренева Е.А. Анализ многостадийных инвестиционных проектов как моделей управления // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2015. № 31 (265). С. 15-26.

- узел полезности, представляющий прогнозируемые результаты принятия решений менеджерами стартапа.

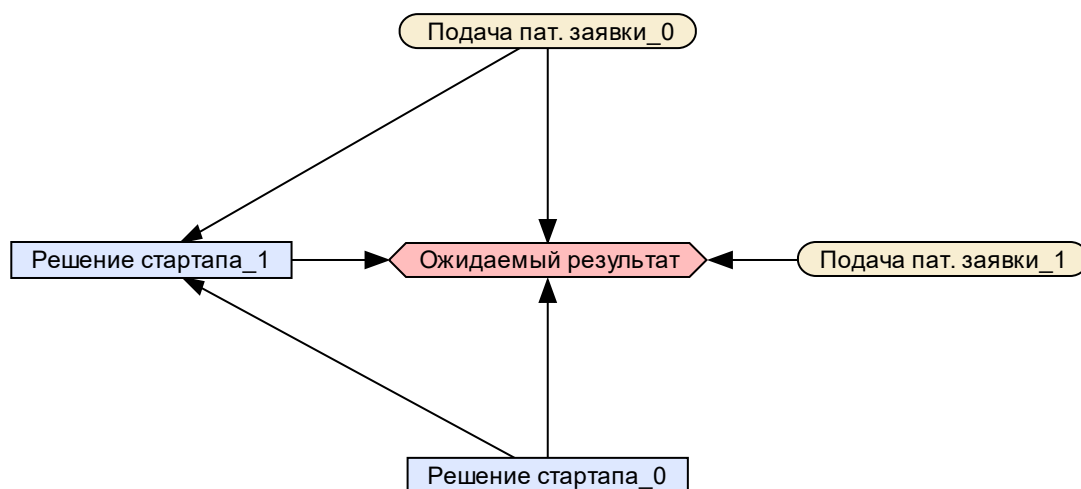


Рисунок 2.19 – Исходный граф диаграммы влияния двухпериодной модели.

Источник: составлено автором

В данной версии модели варианты решений менеджеров требуют отдельного пояснения. Дело в том, что в первом периоде у менеджеров стартапа имеется возможность выбора одного из трех альтернативных решений:

- начать исполнение проекта (Continue);
- ликвидировать стартап (Liquidate);
- отложить реализацию проекта (Delay);

что отображено в таблице узла Решение стартапа 0 (рис. 2.20).

Если в первом периоде менеджеры стартапа примут решение начать или отложить реализацию проекта, то через год они должны будут принять следующее решение. Но во втором периоде отложить выполнение проекта уже нельзя, поэтому в таблице узла Решение стартапа 1 остаются только варианты «продолжить» или «ликвидировать».

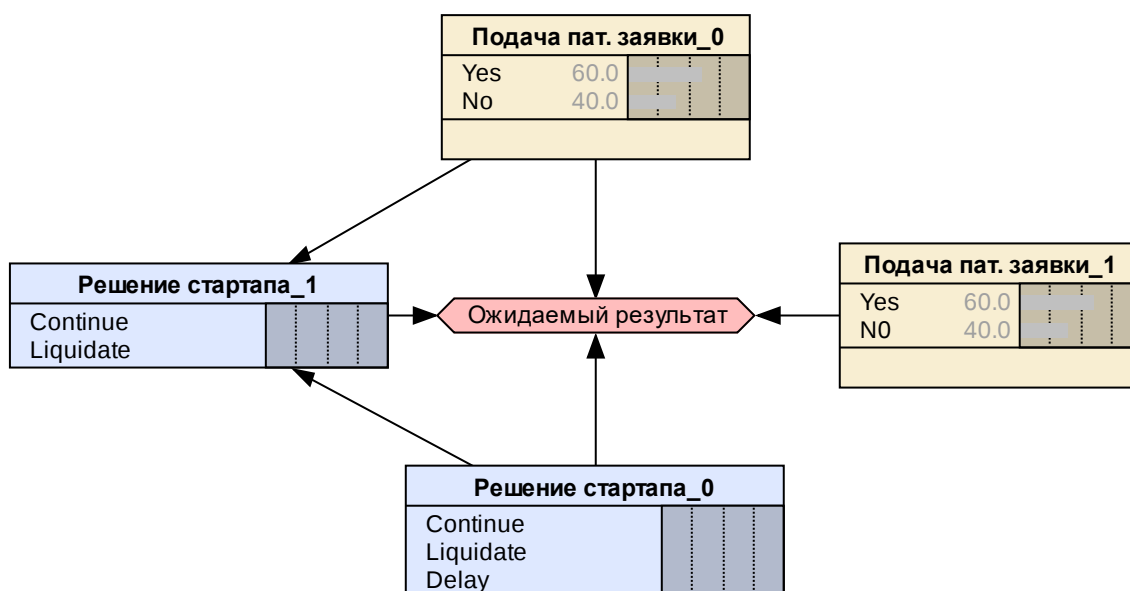


Рисунок 2.20 – Диаграмма влияния до инициализации двухпериодной модели

Источник: составлено автором

Узлы состояния случайных переменных вероятности подачи заявок в каждом периоде являются родительскими, поэтому для каждого из них необходимо составить свою таблицу безусловных вероятностей (ТБВ, таблица 2.11) с учетом мнения эксперта-технобрера. Поскольку до начала реализации проекта уже известно мнение независимого эксперта, предварительно заполним обе таблицы одинаковыми значениями безусловных (априорных) вероятностей для родительских узлов.

Таблица 2.11 – ТБВ для узлов состояния случайных переменных

№	Поддача патентной заявки в первом периоде	Вероятность, %
1	Да	60
2	Нет	40

Источник: составлено автором

Далее заполняется таблица прогнозируемого результата, то есть полезности проекта (таблица 2.12). Как и в однопериодной версии, будущие возможные результаты проекта оцениваются на основе классического показателя чистой приведенной стоимости (NPV). Если в первом и втором периодах будут поданы патентные заявки, промежуточный и конечный результаты исследования

оцениваются соответственно по 12 млн. руб. каждый. Поэтому значение NPV определяется как разница дисконтированного денежного потока дохода, ожидаемого по проекту, и капитальных затрат. Последовательное рассмотрение возможных сочетаний доходов и капитальных затрат дает следующие результаты:

1. Если менеджеры приняли решение начать проект и продолжать его в двух периодах, при этом в каждом периоде удалось подать заявки на сделанные изобретения в патентное ведомство, то:

$$NPV = \frac{12}{(1+0,1)} - 9 + \frac{12}{(1+0,1)^2} - \frac{9}{(1+0,1)} = 3,644(\text{млн.руб.})$$

2. Если было принято решение начать проект и продолжать его в двух периодах, при этом в первом периоде патентная заявка была подана, а во втором – нет, то:

$$NPV = \frac{12}{(1+0,1)} - 9 + \frac{8}{(1+0,1)^2} - \frac{9}{(1+0,1)} = 0,339(\text{млн.руб.})$$

3. Если было принято решение начать проект и продолжать его в двух периодах, при этом в первом периоде патентную заявку не подали, а во втором – подали, то:

$$NPV = \frac{8}{(1+0,1)} - 9 + \frac{12}{(1+0,1)^2} - \frac{9}{(1+0,1)} = 0,008(\text{млн.руб.})$$

4. Если в двух периодах патентные заявки подать не удалось, получается:

$$NPV = \frac{8}{(1+0,1)} - 9 + \frac{8}{(1+0,1)^2} - \frac{9}{(1+0,1)} = -3,297(\text{млн.руб.})$$

5. Если стартап в первом периоде начал проект и подал патентную заявку, а во втором периоде принято решение о ликвидации, то:

$$NPV = \frac{12}{(1+0,1)} - 9 + \frac{2}{(1+0,1)} = 3,727(\text{млн.руб.}), \text{ и т. д.}$$

Таким образом, последовательно заполняется вся таблица 2.12 прогнозируемых результатов (полезности) проекта.

Таблица 2.12 – Состояния узла прогнозируемых результатов

№	Решение стартапа_0	Решение стартапа_1	Заявка в первом периоде 0	Заявка во втором периоде 1	Ожидаемый результат, млн. руб.
1	Continue	Continue	Да	Да	3,644
2	Continue	Continue	Да	Нет	0,339
3	Continue	Continue	Нет	Да	0,008
4	Continue	Continue	Нет	Нет	-3,297
5	Continue	Liq	Да	Да	3,727
6	Continue	Liq	Да	Нет	3,727
7	Continue	Liq	Нет	Да	0,091
8	Continue	Liq	Нет	Нет	0,091
9	Liq	Continue	Да	Да	2
10	Liq	Continue	Да	Нет	2
...	...	...	...	...	...
20	Delay	Continue	Нет	Нет	-3,479
21	Delay	Liq	Да	Да	0,818
22	Delay	Liq	Да	Нет	0,818
23	Delay	Liq	Нет	Да	0,818
24	Delay	Liq	Нет	Нет	0,818

Источник: составлено автором

Таблица полезности в программной среде Netica может быть заполнена с использованием встроенных программируемых функций. В многопериодных версиях модели это повышает компактность и точность вычислений. После завершения процесса обучения модель инициализируется и используется для вероятностных выводов (рис. 2.21).

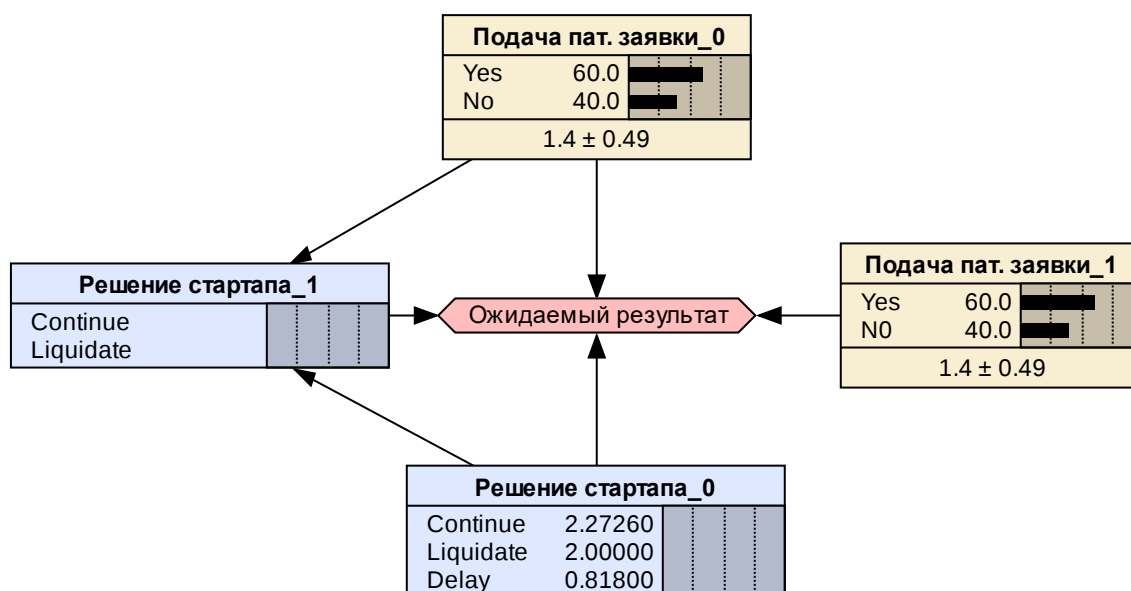


Рисунок 2.21 – Диаграмма влияния после инициализации модели. Источник:
составлено автором

Предположим, что стартап начал выполнение проекта в первом периоде, но при этом ему не удалось подать патентную заявку (рис. 2.22). Для анализа решения менеджеров в следующем периоде в модель вводятся два свидетельства:

- в узле решений 0 фиксируется состояние Continue;
- в узле вероятности подачи первой патентной заявки фиксируется состояние «Нет», что соответствует отрицательному свидетельству.

После этого в таблице узла «Решение стартапа 1» отображается значение Liquidate 2,273 млн. руб., подтверждающее лучший результат при ликвидации компании. Из этого следует, что менеджерам в таком случае целесообразно ограничить будущие убытки и выйти из бизнеса. Такой результат иллюстрирует ситуацию, в которой менеджерам или инвестору психологически трудно принять решение о ликвидации, поскольку сохраняется ожидание последующего восстановления проекта.

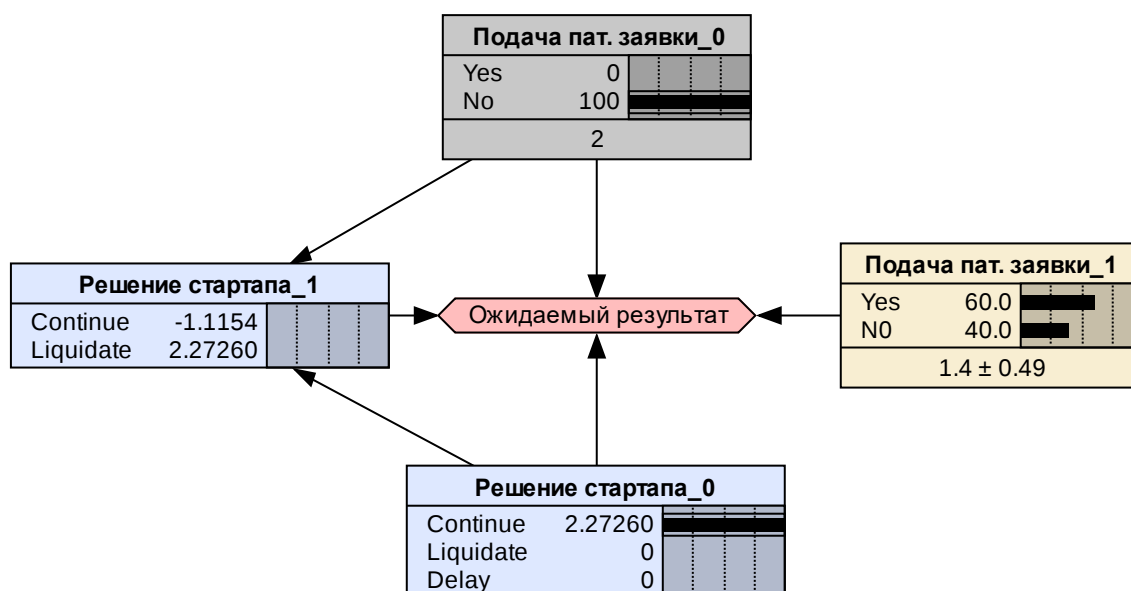


Рисунок 2.22 – Подтверждение выгодности решения о ликвидации стартапа.

Источник: составлено автором

Далее рассматривается ситуация, в которой стартап начал выполнение проекта в первом периоде, получил новый результат и подал первую заявку на изобретение (рис. 2.23). В этом случае в первый родительский узел вводится положительное свидетельство. После этого в таблице узла «Решение стартапа 1» отображается новое значение полезности, подтверждающее возможную рекомендацию продолжать проект. Ожидаемый эффект Continue 2,19 млн. руб. не превышает, но близок к эффекту от ликвидации Liquidate 2,273 млн. руб.

В условиях высокой неопределенности, характерной для большинства инновационных проектов, связанных с коммерциализацией результатов интеллектуальной деятельности, подобные решения нередко принимаются на грани окупаемости. Если менеджеры и инвесторы ориентированы на получение новых прорывных результатов, они должны учитывать соответствующий уровень риска.

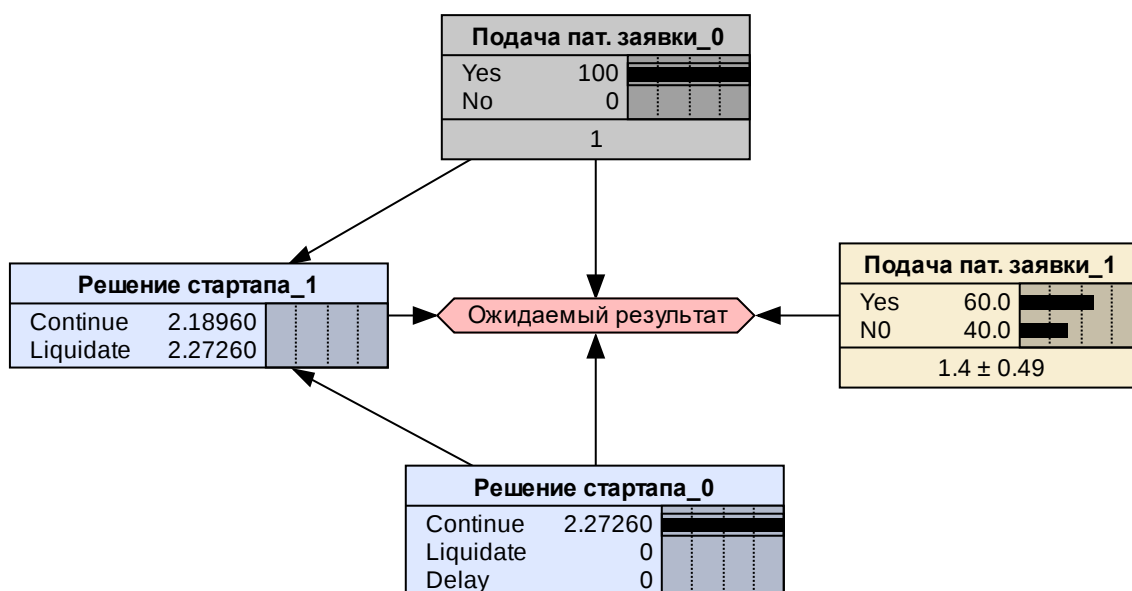


Рисунок 2.23 – Подтверждение рекомендации о продолжении проекта с учетом высоких рисков. Источник: составлено автором

Если во втором периоде также получен новый результат и подана еще одна заявка на изобретение, то во второй родительский узел вводится положительное свидетельство (рис. 2.24). При этом в таблице узла «Решение стартапа 1» отображается новое значение полезности, а рекомендация продолжать проект усиливается более высоким ожидаемым эффектом Continue 3,644 млн. руб. Тем не менее, даже в этом случае продолжение проекта остается близким к границе окупаемости, поскольку возможный эффект от ликвидации составляет 3,727 млн. руб.

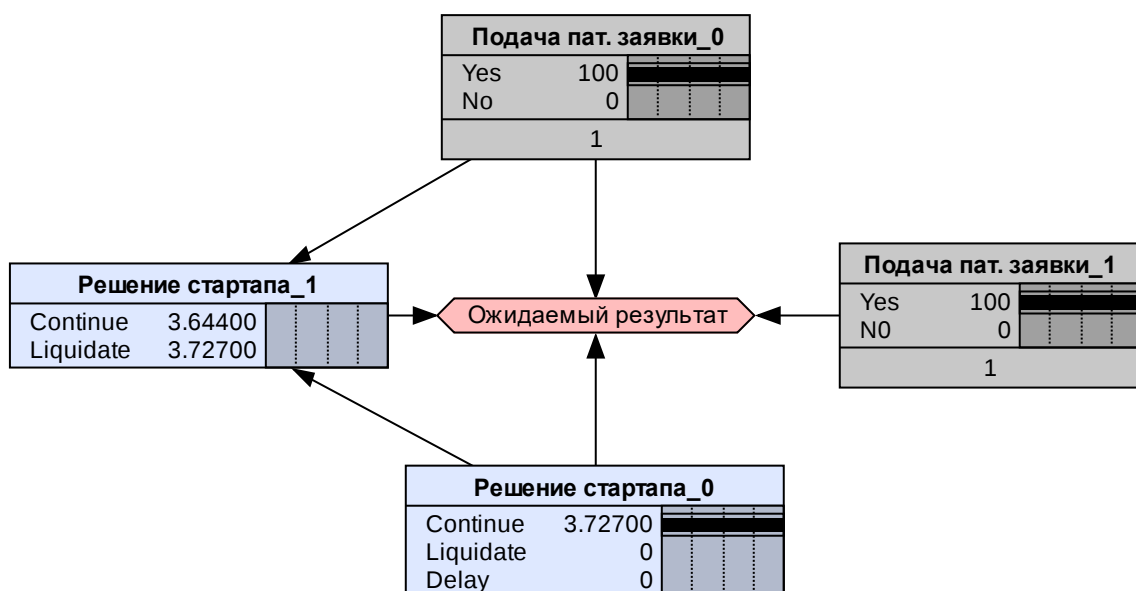


Рисунок 2.24 – Подтверждение решения менеджеров продолжать проект во втором периоде. Источник: составлено автором

Если во втором периоде новую патентную заявку подать не удалось, то во второй родительский узел вводится отрицательное свидетельство. Ожидаемый эффект при этом становится незначительным, в том числе при ликвидации (рис. 2.25).

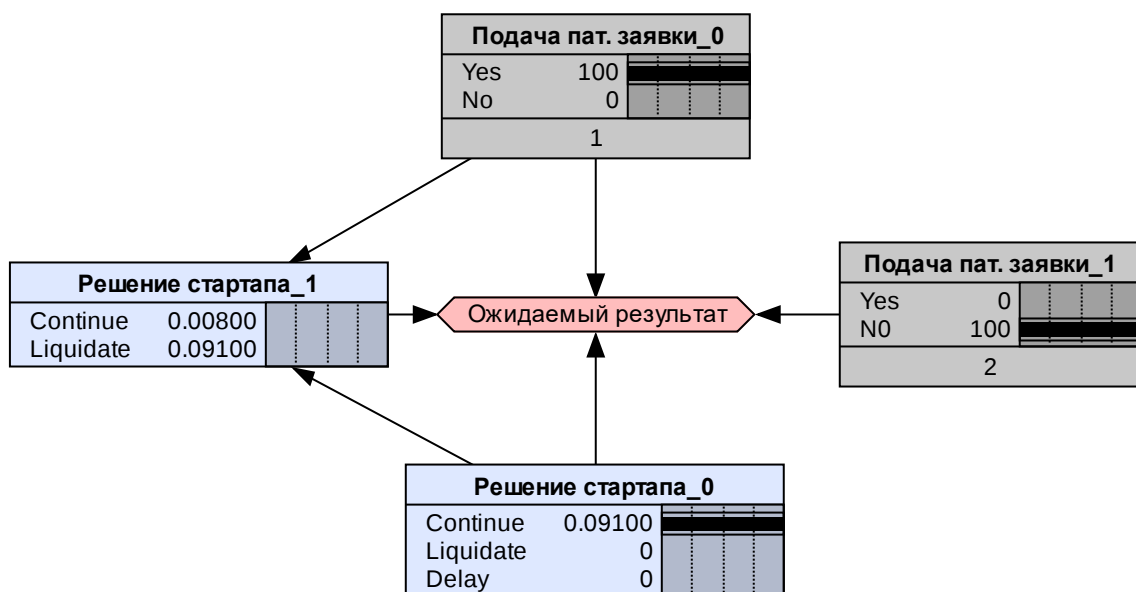


Рисунок 2.25 – Подтверждение решения менеджеров продолжать проект во втором периоде. Источник: составлено автором

Следует отметить, что неопределенность в рассмотренной задаче связана, во-первых, со способностями команды стартапа генерировать новые идеи, воплощенные в заявках на изобретения. Во-вторых, с тем, насколько менеджеры стартапа сумеют воспользоваться полученными результатами интеллектуальной деятельности. Например, они могут:

- получить дополнительное финансирование от венчурных фондов, для которых факты подачи патентных заявок очень важны⁹⁵;
- привлечь средства на фондовом рынке за счет выпуска акций компании при успешном развитии проекта.

Таким образом, менеджеры получают возможность влиять на формирование денежных потоков проекта, что, в конечном итоге может привести к улучшению его стоимостных параметров⁹⁶. В любом случае представленная модель позволяет не только обновлять убеждения менеджеров стартапа при поступлении новых свидетельств, но и оценивать варианты решений, которые могли бы дать наибольшую полезность.

В представленной версии решения с помощью таблицы 2.11 смоделировано убеждение независимого эксперта-техноброкера о равной вероятности подачи патентных заявок стартапом в первом и втором периодах реализации проекта. Более реалистичной является ситуация, в которой эксперт, получив информацию об успешной подаче заявки в первом периоде, корректирует свое мнение и повышает вероятность подачи заявки во втором периоде. Если в первом периоде новый результат не получен, и патентная заявка не подана, эксперт может снизить вероятность ее подачи во втором периоде. В таких случаях вместо общей таблицы 2.11 составляются отдельные таблицы безусловных вероятностей для каждого из двух родительских узлов. Программа автоматически учтёт эти значения в ходе логических выводов. Построенная модель полностью подготовлена для анализа таких ситуаций.

⁹⁵ Ceccagnoli M., Higgins M.J., Kang H.D. Corporate Venture Capital as a Real Option in the Markets for Technology // NBER Working Paper № 21424. July 2015. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2638975> (дата обращения: 15.06.2026)

⁹⁶ Баранов А.О., Музыко Е.И., Павлов В.Н. Оценка эффективности инновационных проектов с использованием опционного и нечетко-множественного подходов. Новосибирск: ИЭОПП СО РАН, 2018. – с. 128.

Использование готовых блоков двухпериодной модели позволяет построить диаграмму влияния для трехпериодной задачи. Схема графа в такой постановке не содержит принципиально новых элементов, но увеличение числа связей приводит к расширению таблицы узла полезности по сравнению с двухпериодной задачей.⁹⁷

Выводы по главе 2

Во второй главе обоснована необходимость перехода от оценки технологических компаний как изолированных объектов (отдельных проектов или патентов) к анализу их интегрированного цифрового профиля. Такой подход позволяет преодолеть фрагментарность данных и систематизировать разнородные показатели (технологические, рыночные, финансовые, институциональные) в единую модель. Это создает основу для снижения информационной асимметрии между участниками экосистемы и обеспечивает сопоставимость объектов при принятии управленческих решений.

Установлено, что патентный массив в структуре профиля должен анализироваться не количественно, а содержательно. Патентные документы и результаты интеллектуальной деятельности выполняют роль рыночных сигналов, отражающих инновационную активность и правовую защищенность технологий. В условиях неопределенности ранних стадий развития компании, их использование позволяет операторам платформы проводить предварительную селекцию, интерпретируя правовые признаки как индикаторы технологического потенциала и коммерческой жизнеспособности.

Показано, что детерминированные методы оценки неэффективны для компаний ранних стадий из-за устойчивой неполноты данных. В качестве альтернативы предложен вероятностный инструментарий, включающий байесовское обновление (для адаптации оценок при поступлении новой информации), диаграммы влияния (для моделирования экономических последствий) и логику реальных опционов (для оценки ценности управленческой

⁹⁷ Воронов В.С., Чернявский С.В., Викторов Е.И., Фатуллаев С.Т. Логика реального опциона в масштабируемой байесовской модели инновационной экосистемы // Региональные проблемы преобразования экономики. 2025. № 8 (178). С. 191-203.

гибкости). Данная методологическая связка позволяет трансформировать неопределенность в измеримые вероятностные характеристики.

Доказано, что вероятностная оценка является лишь промежуточным этапом. Экономическая эффективность платформы достигается через интерпретацию результатов в терминах оценки ценности управленческого решения. Это переводит процесс отбора из механического ранжирования в плоскость аллокации дефицитных ресурсов (экспертных, финансовых, административных).

ГЛАВА 3. ГИБРИДНЫЙ ПОДХОД К ОЦЕНКЕ КОММЕРЧЕСКОГО ПОТЕНЦИАЛА ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ КОМПАНИЙ В ПЛАТФОРМЕННОЙ ЭКОСИСТЕМЕ

3.1. Организационно-экономический подход к принятию решений в процессе платформенного отбора технологических компаний

Развитие вероятностных методов поддержки решений в инновационной сфере закономерно выводит исследование к задаче их институционального масштабирования. Байесовский аппарат, примененный к анализу патентных сигналов, стадийности проекта, логики продолжения инвестирования и выбора действий инвестора, показал применимость для работы с неопределенностью на уровне отдельного решения. При переходе к управлению массовым потоком компаний и заявок возникает иная задача: вероятностную оценку необходимо встроить в устойчивый цифровой процесс отбора, сопровождения и дообогащения данных, где результат модели становится аналитическим выводом и основанием последующей маршрутизации.

Дальнейшее развитие полученных результатов связано с платформенной координацией инновационной деятельности. Вероятностный слой сохраняет роль аналитического ядра, но дополняется шкалой коммерческой готовности и онтологическим регламентом, обеспечивающими сопоставимость решений, воспроизводимость оснований отбора и единообразное применение критериев при ограниченном экспертном ресурсе. Тем самым анализ отдельных случаев переводится в плоскость проектирования цифрового механизма управления инновационным процессом, в котором вероятность, уровень готовности и действие платформы не смешиваются, а последовательно соотносятся друг с другом.

Платформенные экосистемы технологического предпринимательства формируют институциональную среду, в которой оценка инновационных компаний сохраняет аналитическую функцию выявления перспективных компаний и одновременно приобретает координационное значение. От ее результатов зависят маршрутизация заявок, распределение доступа к экспертизе, пилотированию,

мерам сопровождения и последующему портфельному мониторингу. Поэтому в цифровой среде изолированной прогностической модели, как правило, недостаточно, требуется инструмент, сочетающий вероятностный анализ, формализованное описание предметной области и регламент интерпретации результата.

Расширение функции оценки связано с изменением режима работы с инновационными инициативами. При ограниченном числе заявок возможна опора на индивидуальное экспертное суждение, тогда как платформенная организация отбора предполагает обработку масштабного потока неоднородных профилей при сохранении прозрачности критериев, сопоставимости решений и управляемости стоимостью ошибок. В этой связи задача состоит в выборе перспективных компаний и построении устойчивого механизма прохождения заявок через платформенную воронку без критического роста транзакционных издержек и утраты содержательной различимости объектов.

Координационная функция оценки инновационной компании проявляется прежде всего в том, что результат аналитической процедуры становится входным параметром для нескольких последующих управленческих процессов. В платформенной экосистеме один и тот же оценочный сигнал может использоваться при первичном распределении заявок, определении глубины экспертизы, постановке задания на дообогащение данных, выборе пилотного трека, передаче заявки компании корпоративному партнеру и формировании портфельной отчетности. Поэтому качество оценки определяется точностью выделения перспективных объектов и тем, насколько результат может быть воспроизведен разными участниками платформы без повторного неформального толкования⁹⁸.

Такой режим принципиально отличается от ситуации индивидуальной экспертной оценки технологической компании, где неодинаковость интерпретации часто компенсируется личной ответственностью эксперта или инвестиционного

⁹⁸ Mukhopadhyay S., Bouwman H. Orchestration and governance in digital platform ecosystems: a literature review and trends // Digital Policy, Regulation and Governance. 2019. Vol. 21(4). P. 329–351.

комитета.⁹⁹ В платформенной среде решение распределено между несколькими организационными звеньями: оператором платформы, экспертными группами, программами поддержки, корпоративными партнерами и инфраструктурными сервисами. Такая логика соответствует представлению об инновационных посредниках как о связующих субъектах между различными стейкхолдерами инновационного процесса, обеспечивающих обмен знаниями, развитие контекстного знания в сетях взаимодействия участников инновационного процесса и поддержку инновационной активности компаний.¹⁰⁰ Поэтому несогласованность критериев полноты заявки, технологической и коммерческой зрелости, рыночной проверки, допустимости пилотирования и приоритетности сопровождения приводит не к единичной ошибке, а к накоплению систематических отклонений в работе платформенной воронки.

Первоначально байесовский инструментарий был применен преимущественно в конфигурации локальной поддержки решения, где аналитическая схема связывала наблюдаемые признаки, субъективные вероятности, альтернативы действий и ожидаемую полезность применительно к конкретному проекту, патентному сигналу или инвестиционному шагу. В платформенной экосистеме область применения этого аппарата расширяется в связи с тем, что вероятностный вывод должен обслуживать не единичный выбор, а серию повторяющихся решений относительно потока компаний с неодинаковой полнотой профиля и различной стадийностью. Это требует дополнения вероятностного вывода средствами формализованной интерпретации и маршрутизации.

Платформы как организационная форма координации инновационной активности в условиях цифровой трансформации приобретают особое значение. В отечественной практике это подтверждается действующими режимами работы инновационной инфраструктуры. Так, процедура присвоения статуса участника

⁹⁹ Hall J., Hofer C.W. Venture capitalists' decision criteria in new venture evaluation //Journal of business venturing. 1993. Vol. 8(1). P. 25-42.

¹⁰⁰ Feser D. Innovation intermediaries revisited: a systematic literature review on innovation intermediaries' role for knowledge sharing //Review of Managerial Science. 2023. Vol. 17(5). P. 1827-1862.

проекта «Сколково» сочетает формальную проверку заявки и содержательную экспертизу, а среди ключевых критериев прямо выделяются инновационность продукта, потенциал коммерциализации и реализуемость проекта.¹⁰¹ Аналогичным образом Московский инновационный кластер развивает платформу как единое окно взаимодействия города, бизнеса и науки, объединяющее меры поддержки, пилотные механизмы, сервисы размещения, кооперационные и инвестиционные инструменты.¹⁰² Это позволяет рассматривать платформенную экосистему как координационный механизм, в котором результат оценки должен быть сопоставимым, воспроизводимым и пригодным для дальнейшей маршрутизации заявки компании.

С институционально-экономической точки зрения цифровая платформа в рассматриваемой предметной области выступает каналом подачи заявок и одновременно механизмом стандартизации взаимодействий между компаниями, институтами развития, экспертами и операторами инфраструктуры.¹⁰³ Качество цифровой координации определяется составом доступных сервисов и тем, насколько единообразно платформа описывает объекты отбора, фиксирует основания решений и обеспечивает сопоставимость профилей компаний. Фактически платформа выступает организационным каркасом цифровой трансформации инновационной экосистемы соединяя оценку и отбор участников, интеграцию ресурсов и компетенций, формирование траектории реализации инновационного проекта и сопровождение его жизненного цикла в единой системе цифровых сервисов.¹⁰⁴

В результате объектом проектирования становится аналитическая модель оценки компании вместе с архитектурой платформенной воронки, через которую проходит поток заявок компаний. В такой модели должны быть определены

¹⁰¹ Действия соискателя // Официальный сайт Фонда «Сколково», 2026 [Электронный ресурс] URL: <https://sk.ru/applicants-actions/> (дата обращения: 05.06.2026)

¹⁰² О московском инновационном кластере // Портал Московского инновационного кластера, 2026 [Электронный ресурс] URL: <https://i.moscow/mic> (дата обращения: 12.06.2026).

¹⁰³ Costabile C., Iden J., Bygstad B. Building digital platform ecosystems through standardization: an institutional work approach // *Electronic Markets*. 2022. Vol. 32(4). P. 1878–1880.

¹⁰⁴ Искосков М. О., Митрофанова Я. С. Развитие организационной инфраструктуры инновационной экосистемы взаимодействия университетов, бизнеса и власти на основе цифровых платформенных решений // *Вектор науки Тольяттинского государственного университета*. Серия: Экономика и управление. 2023. Т. 2. №. 53. С. 34-41.

правила первичного фильтра, процедуры запроса недостающих данных, основания для перевода заявки компании в углубленную экспертизу и условия включения компании в ускоренные треки сопровождения. По материалам «Сколково» и Московского инновационного кластера видно, что современная российская инфраструктура поддержки сочетает формальную проверку, содержательную экспертизу и последующее решение о мерах сопровождения. Для массовой цифровой среды требуется воспроизводимый механизм согласования решений.

Это уточняет экономический смысл самой оценки. Если при работе с ограниченным числом заявок основной акцент делается на поиске наиболее перспективных инициатив, то в условиях платформенной экосистемы большее значение приобретает управление распределением ограниченного экспертного ресурса между конкурирующими задачами: быстрым скринингом, углубленной экспертизой, дообогащением данных, организацией пилотов и мониторингом портфеля. В этой связи аналитический инструмент должен учитывать вероятность ошибки и экономическую стоимость ее последствий для системы сопровождения, включая перегрузку экспертного ресурса, нерациональное использование пилотной инфраструктуры, пропуск перспективной компании и преждевременное исключение компании из платформенной воронки.

В условиях платформенного отбора объект оценки постепенно смещается от изолированного проекта или отдельного технологического сигнала к компании-заявителю как носителю совокупного профиля. Такой профиль включает сведения о стадийности, финансировании, структуре команды, рыночном контексте, результатах пилотирования и динамике взаимодействия с инфраструктурой поддержки. Именно на уровне компании обеспечивается сопоставление разнородных признаков, распределение доступа к экспертизе, пилотным механизмам, мерам поддержки и последующему мониторингу.

В рассматриваемой модели платформенного отбора объектом интерпретации выступает совокупный профиль компании-заявителя, динамически обновляющийся по мере поступления новых данных. Такой профиль объединяет технологические, рыночные, финансовые и организационные характеристики, а

также сведения о полноте и согласованности информации. В результате решение платформы относится не к отдельному признаку или изолированному событию, а к состоянию профиля компании в целом, определяющему допустимый режим дальнейшей обработки. Поэтому платформенный отбор ориентирован не только на выявление сильных характеристик компании, но и на оценку достаточности данных для последующей маршрутизации: дообогащения профиля, экспертной проверки, пилотирования, стандартной экспертизы или резервного наблюдения.

Профиль компании-заявителя изменяется после уточнения данных, появления пилотного контракта, вхождения в акселерационную программу или трансформации структуры финансирования. Поэтому инструмент оценки должен быть динамическим и рассчитанным на повторное применение к одному и тому же объекту в разные моменты времени. В платформенном отборе оценка выполняет функцию входного фильтра и одновременно становится элементом сопровождения траектории компании.

Принципиальная особенность платформенного отбора состоит в том, что решение принимается не в отношении полностью наблюдаемого и институционально «зрелого» объекта, а в отношении компании, находящейся в начале траектории развития. Для таких компаний характерны дефицит достоверных данных, нестабильность бизнес-модели, ограниченность рыночных сигналов и высокая зависимость от качества внешней инфраструктуры поддержки. Неполнота может относиться к данным о структуре инвесторов, стадии разработки, наличии первых клиентов, подтверждении рыночного спроса, структуре интеллектуальных прав или результатах пилотирования.¹⁰⁵ Поэтому процедуры оценки, ориентированные на сложившийся бизнес или на полные массивы финансовой отчетности, во многих случаях методически ограничены. Платформенной среде необходим инструментарий, способный одновременно работать с неопределенностью, учитывать неполноту информации и переводить результат анализа в понятные управленческие действия.

¹⁰⁵ Конченкова, Е. И. Оценка информации об инновационных проектах ранних стадий развития с помощью цветографических изображений // E-Management. 2019. Т. 2, № 4. С. 30–40.

Статистическая природа платформенного отбора связана с тем, что положительные исходы ранних технологических компаний наблюдаются существенно реже, чем массовые промежуточные состояния, такие как незавершенное развитие продукта, отсутствие следующего раунда, неполная рыночная проверка или прекращение раскрываемой активности. Исследования на крупных массивах стартап-данных показывают, что прогнозирование успеха таких компаний обычно выполняется на неоднородных выборках, где позитивное событие задается через инвестиционное продвижение, выход или иной наблюдаемый результат.

В одном из таких исследований использованы данные 218 207 компаний Crunchbase за период с января 2011 г. по июль 2021 г. после предварительной обработки применены шесть моделей машинного обучения для прогнозирования успеха стартапов и определения значимых признаков. В модели учитывались как внутренние характеристики компании, так и параметры внешней среды, включая отраслевые характеристики. Среди значимых факторов выделены медийная видимость, объем привлеченного финансирования и уровень отраслевой конвергенции.¹⁰⁶ В другом исследовании прогнозирование успеха стартапов рассматривается как инструмент поддержки инвестиционных решений в условиях высокой неопределенности. Для этого используются алгоритмы классификации и кластеризации, а также методы интерпретации вклада признаков в прогноз модели, включая аддитивные объяснения Шепли (SHAP) и перестановочную оценку важности признаков.¹⁰⁷

В такой постановке жесткая бинарная классификация недостаточна – для функционирования платформенной воронки требуется оценивать степень близости компании к целевому событию, пригодную для ранжирования, порогового отбора и последующего уточнения.

¹⁰⁶ Kim J., Kim H., Geum Y. How to succeed in the market? Predicting startup success using a machine learning approach // Technological Forecasting and Social Change. 2023. Vol. 193. Art.122614.

¹⁰⁷ Razaghzadeh Bidgoli M., Raeesi Vanani I., Goodarzi M. Predicting the success of startups using a machine learning approach // Journal of Innovation and Entrepreneurship. 2024. Vol. 13. P. 80.

Вероятностный подход занимает принципиальное место, поскольку позволяет формализовать неопределенность, характерную для ранних стадий технологического предпринимательства. Байесовская сеть описывает объект анализа как систему взаимосвязанных случайных переменных, дает возможность оценивать условные вероятности целевого события, обновлять оценки по мере поступления новых данных и работать с неполным профилем наблюдения. Именно поэтому вероятностный слой выступает естественным аналитическим ядром системы отбора, он позволяет переводить неоднородные и частично неизвестные характеристики компании в количественный сигнал, пригодный для ранжирования и последующей интерпретации. Такой слой может быть построен на интерпретируемом наборе факторов профиля компании и обеспечивать приемлемое качество прогноза даже в условиях неполноты данных.¹⁰⁸

Для управленческого применения важно различать наличие прогнозного сигнала и его вероятностную интерпретацию. Пороговое решение платформы требует, чтобы одинаковые значения вероятности имели сопоставимый смысл в разных сегментах потока. Некалиброванный выход модели может правильно упорядочивать компании, но искажать ожидаемую частоту положительного исхода.¹⁰⁹ Поэтому калибровка рассматривается не как техническая настройка алгоритма, а как условие организационной применимости вероятностного слоя: от нее зависит корректность границ ускоренного трека, глубина экспертной проверки и ожидаемая загрузка платформенной воронки.

С методической точки зрения байесовская логика особенно значима потому, что она допускает работу с частично наблюдаемыми конфигурациями признаков. В реальной платформенной практике эксперт нередко имеет дело не с завершенным профилем компании, а с набором неполных и асимметричных сведений, например, известны сектор и бизнес-модель, но отсутствуют данные о типе инвестора; понятна технологическая специализация, но неочевидна степень

¹⁰⁸ Bodewes T., Scutari M. Learning Bayesian networks from incomplete data with the node-average likelihood // *International Journal of Approximate Reasoning*. 2021. Vol. 138. P. 145–160.

¹⁰⁹ Niculescu-Mizil A., Caruana R. Predicting good probabilities with supervised learning // *Proceedings of the 22nd International Conference on Machine Learning*. – New York: Association for Computing Machinery, 2005. P. 625–632.

рыночной готовности; зафиксирован объем привлеченного финансирования, но неясна институциональная природа этого капитала.¹¹⁰ В такой ситуации вероятностная модель сохраняет аналитическую работоспособность, поскольку позволяет оценивать целевое событие при частично неизвестных состояниях факторов. Это отличает ее от жестких детерминистских правил, для которых дефицит данных часто означает невозможность применения или автоматическое исключение объекта из рассмотрения.

Неполный профиль нельзя трактовать только как технический дефект анкеты. В платформенных данных пропуски часто возникают неслучайно: они связаны со стадией компании, зрелостью управленческого учета, готовностью раскрывать информацию, типом инвестора или характером рыночной проверки. Механическое исключение таких профилей из анализа способно сместить состав воронки в сторону более зрелых и лучше документированных компаний. Поэтому неполнота данных должна фиксироваться как отдельное состояние объекта и переводиться в режим дообогащения или углубленной проверки, а не устраняться простым удалением наблюдений.

Пограничные случаи особенно чувствительны к такой вариативности. Компании с близкой вероятностью целевого события могут существенно различаться по состоянию профиля компании, включая полноту и согласованность данных, стадию развития, признаки рыночной апробации и ограничения дальнейшей обработки. При использовании вероятности как единственного критерия такие различия выпадают из поля управления: платформа может ускорить компанию с высоким числовым сигналом, но недостаточно проверенным профилем, либо отложить рассмотрение компании, для которой дополнительная экспертиза способна существенно изменить оценку.

Содержательный разрыв между числовым сигналом и управленческим действием имеет как техническое, так и институциональное измерение. Платформенная экосистема объединяет компании, инвесторов, корпорации,

¹¹⁰ Конченкова, Е. И. Оценка информации об инновационных проектах ранних стадий развития с помощью цветографических изображений // E-Management. 2019. Т. 2, № 4. С. 32-33.

университеты, институты развития, органы власти и оператора цифровой инфраструктуры, каждый из которых использует собственные критерии оценки и принятия решений.¹¹¹ В этих условиях согласованность платформенной обработки требует общего формализованного языка описания объектов, критериев и правил маршрутизации. Эту функцию выполняет семантический слой, переводящий вероятностный результат в систему понятий, уровней готовности, ограничений и допустимых режимов сопровождения заявки. Такую функцию может выполнять онтологический слой. В исследованиях систем поддержки принятия решений онтологии рассматриваются как инструмент формализации предметной области, задающий согласованный словарь понятий, ограничений и правил и повышающий обоснованность и воспроизводимость решений.¹¹² Онтологический слой задает формализованное описание предметной области, критерии интерпретации и правила маршрутизации, тогда как байесовская сеть может обеспечивать оценку целевого события в условиях неопределенности и неполноты данных. Интеграция онтологий и байесовских сетей рассматривается в исследовательской литературе как способ объединения логического и вероятностного рассуждения в сложных информационных средах.¹¹³

Необходимость семантического слоя подтверждается и развитием российской стандартизации. ГОСТ Р ИСО/МЭК 21838-1-2021 определяет требования к онтологиям высшего уровня и связывает их с задачами обмена, извлечения, интеграции и анализа данных компьютерными системами.¹¹⁴ ГОСТ Р 59798-2021 вводит в национальную нормативную систему базисную формальную онтологию как стандартизированный фундамент онтологического описания.¹¹⁵

¹¹¹ Каленов О.Е. Инновационная экосистема как основа развития высокотехнологичной промышленности // Вестник Российского экономического университета имени Г.В. Плеханова. 2020. Т. 17. № 5 (113). С. 126–133.

¹¹² Загорюлько Г.Б. Разработка онтологии для Интернет-ресурса поддержки принятия решений в слабоформализованных областях // Онтология проектирования. 2016. Т. 6. № 4 (22). С. 485–500.

¹¹³ Arsene O., Dumitrache I., Miha I. Medicine expert system dynamic Bayesian Network and ontology based // Expert Systems with Applications. 2011. Vol. 38(12). P. 15253–15261.

¹¹⁴ ГОСТ Р ИСО/МЭК 21838-1-2021. Информационные технологии. Онтологии высшего уровня (TLO). Часть 1. Требования. М.: Российский институт стандартизации, 2021. – 26 с.

¹¹⁵ ГОСТ Р 59798-2021 (ИСО/МЭК 21838-2:2020). Информационные технологии. Онтологии высшего уровня (TLO). Часть 2. Базисная формальная онтология (BFO). М.: Российский институт стандартизации, 2021. – 46 с.

ПНСТ 930-2024 по семантической совместимости систем интернета вещей¹¹⁶ и ГОСТ Р ИСО/МЭК 19941-2021 по интероперабельности и переносимости облачных вычислений дополнительно подчеркивают нормативную значимость согласованной интерпретации данных в разнородных цифровых системах.¹¹⁷ Для платформенного отбора это имеет прямой прикладной смысл, решение должно быть одинаково понято в различных организационных процессах, а значит, вероятностная оценка нуждается в формализованном понятийном каркасе.

Онтологический слой институционализирует аналитический результат: задает классы объектов, их свойства, отношения, ограничения и правила вывода, а также соотносит результаты оценки с практическими действиями платформы. Благодаря этому различаются компании высокой коммерческой готовности, компании со средним потенциалом, объекты с признаками высокой перспективности при неполном профиле и компании, требующие углубленной экспертизы. Онтология переводит аналитический вывод в систему семантических классов, логических ограничений и машиночитаемых маршрутов. Семантический класс в этом контексте означает формально заданную категорию онтологии, к которой объект относится при выполнении определенных условий.

Сопоставление функциональных возможностей байесовского, онтологического и вероятностно-семантического подходов представлено в табл. 3.1. Такое сопоставление необходимо для разграничения трех уровней моделирования: вероятностного измерения неопределенности, семантической формализации предметной области и управленческой интерпретации результата в платформенной системе отбора.

¹¹⁶ ПНСТ 930-2024 (ИСО/МЭК 21823-3:2021). Информационные технологии. Интернет вещей. Совместимость систем интернета вещей. Часть 3. Семантическая совместимость. М.: Российский институт стандартизации, 2024.

¹¹⁷ ГОСТ Р ИСО/МЭК 19941-2021. Информационные технологии. Облачные вычисления. Интероперабельность и переносимость. М.: Российский институт стандартизации, 2021. – 32 с.

Таблица 3.1 – Сравнительная характеристика байесовского, онтологического и вероятностно-семантического подходов

Критерий	Байесовский подход	Онтологический подход	Вероятностно-семантический подход
Предмет моделирования	Неопределенность, вероятностные зависимости и распределение исходов	Сущности предметной области, их свойства, отношения, ограничения и правила	Вероятностные исходы, интерпретируемые в формализованной предметной области
Преобладающий тип результата	Количественная оценка вероятности целевого события	Логически выводимые классы, статусы и правила интерпретации	Управленчески интерпретируемый результат, сочетающий вероятность, класс и режим маршрутизации и сопровождения
Работа с неполнотой данных	Оценка вероятности при частично неизвестных состояниях факторов	Формализация специальных статусов, ограничений и сценариев обработки неполных профилей	Одновременная оценка перспективности объекта и его маршрутизация при неполноте данных
Функция в системе платформенного отбора	Ранжирование объектов и оценка риска достижения целевого события	Формализация критериев отбора, логических выборок и правил маршрутизации	Интеграция аналитической оценки с регламентом отбора, сопровождения и дообогащения данных
Экономико-управленческий эффект	Снижение неопределенности при принятии решения	Повышение объяснимости, сопоставимости и воспроизводимости решений	Снижение транзакционных издержек координации и стоимости ошибок отбора

Источник: составлено автором

Байесовский подход обеспечивает количественную работу с неопределенностью, но сам по себе не задает регламента последующего управленческого действия. Онтологический подход, напротив, формализует сущности предметной области, классы, ограничения и правила интерпретации, однако не формирует вероятностную оценку наступления целевого события. Вероятностно-семантический подход соединяет эти функции, в нем вероятность используется для оценки перспективности компании, а семантический слой – для формального закрепления условий, классов и допустимых переходов между режимами маршрутизации и сопровождения.

Модель принятия решений в процессе платформенного отбора реализует логико-вероятностный алгоритм, в рамках которого состояние компании-заявителя итеративно уточняется через последовательность взаимосвязанных уровней, от формирования вероятностного сигнала к оценке уровня коммерческой готовности, определению семантического класса и, далее, к принятию управленческого решения и выбору режима маршрутизации.

Динамика данной модели заключается в том, что каждое последующее состояние базируется на результатах предыдущего этапа верификации, конкретизируя статус компании в соответствии с вновь поступающими данными, институциональными ограничениями и алгоритмическими правилами платформенной системы».

Первичный вероятностный вывод задает исходную оценку неопределенности. Затем эта оценка преобразуется в уровень коммерческой готовности, соотносится с полнотой и структурой данных, стадией развития и коммерциализации компании, контекстными ограничениями, критериями допуска к мерам поддержки и онтологическими правилами. На этой основе формируется управленческое решение, определяющее допустимый режим маршрутизации и сопровождения: ускоренный трек, стандартную экспертизу, дообогащение данных, пилотирование или резервное наблюдение.

Модель принятия решений обеспечивает более устойчивую процедуру отбора, чем точечное экспертное суждение или статические детерминистские правила. Процесс реализуется через итеративное уточнение параметров компании: вероятностная оценка выступает базисом для верификации, уровень коммерческой готовности задает рамки управленческих интерпретаций, а семантическая классификация фиксирует условия перехода к конкретному режиму маршрутизации. Итогом выступает последовательность формализованных состояний, которая обеспечивает прозрачность и аудитопригодность управленческих решений и возможность их адаптивного обновления

Логико-вероятностная природа механизма состоит в последовательном переводе неопределенности в более конкретную управленчески значимую форму.

На первом шаге неопределенность выражается вероятностной оценкой целевого события; на втором – уровнем коммерческой готовности, позволяющим сопоставить компанию с допустимыми режимами маршрутизации; на третьем – семантическим классом, закрепляющим свойства объекта в формализованном словаре платформы; на четвертом – управленческим решением, которое может быть исполнено и проверено организационно. Такая последовательность локализует неопределенность в тех частях процедуры, где она имеет значение для распределения экспертных, инфраструктурных и организационных ресурсов.

Ключевым преимуществом предложенного механизма верификации является возможность дифференциации причин принятия идентичных управленческих решений. Например, направление компании на стандартную экспертизу может быть инициировано различными факторами, например, средним уровнем коммерческой готовности, неполнотой профиля, пограничным значением вероятностной оценки или несоответствием онтологическим ограничениям. Для платформенного управления это критически важно, так как один и тот же статус маршрутизации требует различных последующих операций начиная с простого запроса недостающих данных и заканчивая организацией экспертных интервью и проверкой рыночных гипотез или переводом компании в резерв.

Данный подход отвечает базовым методическим требованиям к инструментарию платформенного отбора таким как обеспечение интерпретируемости связей между признаками и выводами, калибровке вероятностных моделей, устойчивости к неполноте данных, а также воспроизводимости процедур и их реализуемости в цифровой среде.

Специфика данных на ранних стадиях технологического предпринимательства требует дифференцированных подходов к маршрутизации компаний. Поскольку доступность сведений варьируется – от полных историй финансирования до фрагментарных описаний бизнес-моделей – платформа должна классифицировать профили не только по качеству проекта, но и по полноте данных.

Это предотвращает необоснованный отсев перспективных, но «информационно незрелых» компаний. Дефицит данных (отсутствие информации о структуре инвесторов, истории пилотов или рыночном треке) должен активировать режим дообогащения профиля или углубленной экспертизы, а не приводить к автоматическому исключению проекта из воронки. В таких случаях вероятностная оценка выступает лишь исходным сигналом, а управленческое решение принимается только после комплексной верификации состояния профиля, ограничений программы и экспертной емкости.

Процесс последовательной верификации (см. рис. 3.1) предполагает, что управленческое решение платформы не завершает оценку, а инициирует генерацию новых данных. Алгоритм поэтапно уточняет вероятностный статус, уровень коммерческой готовности, семантический класс и режим сопровождения, замыкая цикл мониторинга компании.

Дискретизация вероятностных сигналов в уровни коммерческой готовности (CRL) необходима для управленческой стабильности: регламент платформы не способен эффективно обрабатывать непрерывный спектр вероятностных значений. Группировка данных в ограниченное число уровней снижает чувствительность маршрутизации к случайным флуктуациям оценок. Квантильная настройка порогов позволяет адаптировать систему к фактической структуре входящего потока, обеспечивая при этом сопоставимость результатов во времени за счет фиксации версий пороговых значений.

Поэтому в рамках платформенного отбора принципиально разграничиваются уровни представления результата. Вероятностная оценка не совпадает с уровнем коммерческой готовности, уровень коммерческой готовности – с семантическим классом объекта, а семантический класс – с окончательным управленческим решением платформы.

Между вероятностным прогнозом и организационным решением вводится промежуточный слой дискретизации коммерческой готовности. Под ним понимается преобразование непрерывного вероятностного значения в конечное

число уровней CRL, связывающих количественную оценку с допустимыми режимами маршрутизации и сопровождения компании.

Интеграция вероятностного и онтологического слоев соотносится с развитием интеллектуальных систем поддержки принятия решений, в которых вероятностное и логическое рассуждение используются совместно для работы со сложными информационными средами. Для рассматриваемой задачи это означает, что вероятностная модель оценивает целевое событие в условиях неопределенности, слой CRL переводит результат в управленчески интерпретируемый уровень коммерческой готовности, а семантический слой фиксирует классы, ограничения и условия перехода к допустимому решению.

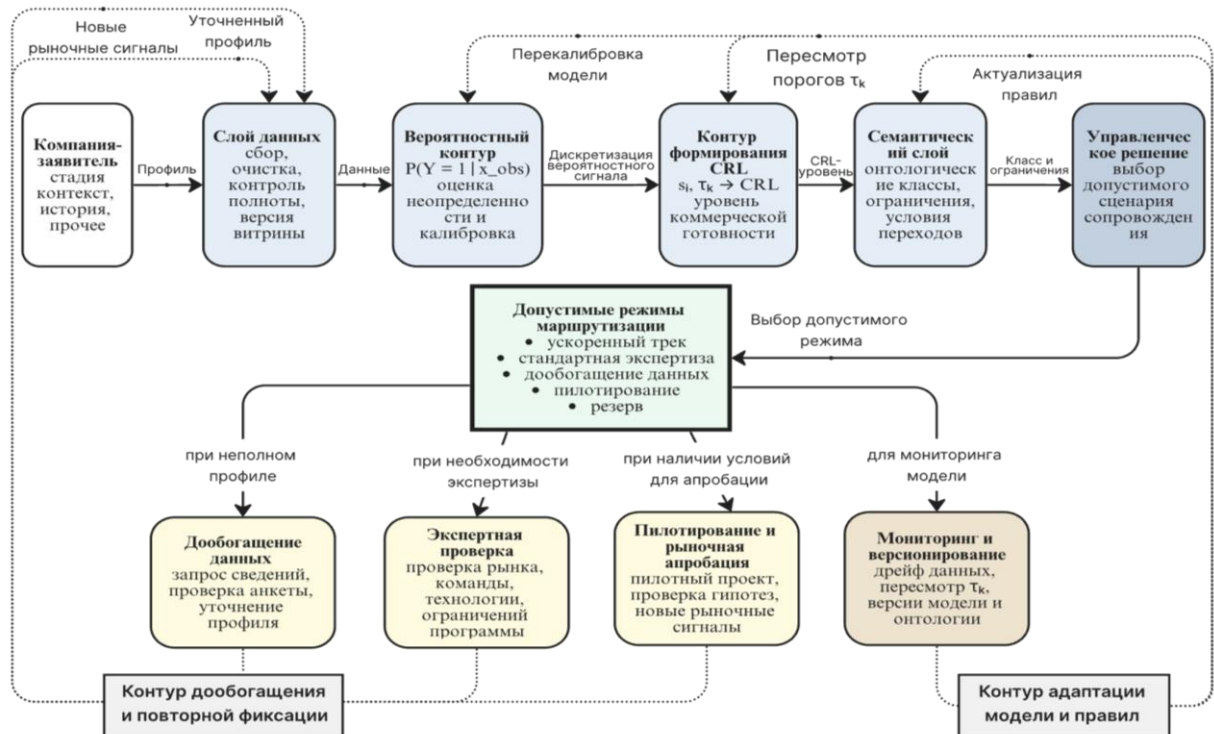


Рисунок 3.1 – Модель принятия решений в процессе платформенного отбора.

Источник: составлено автором

В практическом плане такая конструкция разворачивается как последовательность взаимосвязанных уровней. Слой данных отвечает за сбор, очистку, нормализацию и контроль полноты признаков; вероятностный слой формирует количественный сигнал; слой CRL переводит его в дискретный уровень

коммерческой готовности; семантический слой соотносит полученный уровень с онтологическими классами, ограничениями и правилами перехода; управленческий уровень определяет допустимый режим маршрутизации и сопровождения компании. Итоговое действие возникает как результат последовательного уточнения статуса объекта, а не как прямое следствие вероятностного значения.

Такая постановка связана с распределением ограниченного экспертного ресурса между ускоренным треком, стандартной экспертизой, дообогащением данных и резервом, а также с управлением асимметрией ошибок первого и второго рода. Ошибка первого рода означает ускорение или приоритетную обработку слабой компании, ошибка второго рода – пропуск перспективной компании или ее неоправданное помещение в резерв. Поэтому качество оценки рассматривается вместе с качеством институционального механизма, через который проходит компания в платформенной экосистеме.

Асимметрия ошибок приобретает в этой связи статистическое и ресурсное измерение. Ошибка ускорения слабой компании потребляет экспертное время, инфраструктурную емкость пилотной инфраструктуры и внимание партнеров платформы. Ошибка пропуска перспективной компании выражается в потере потенциального инновационного актива, снижении качества портфеля и ослаблении доверия компаний к платформенному механизму отбора. Эти два вида ошибок имеют разную экономическую цену, поэтому единый порог без учета полноты данных, уровня коммерческой готовности и контекста программы не обеспечивает рационального распределения ресурса.

Ограниченность экспертного ресурса усиливает это требование в связи с тем, что платформа не может направлять все заявки в углубленную экспертизу и одновременно не должна полностью автоматизировать решение без учета содержательных особенностей компании. Предварительная маршрутизация автоматизируется, а экспертный ресурс концентрируется на сегментах, где дополнительная проверка способна изменить решение или снизить стоимость ошибки, а именно на пограничных уровнях коммерческой готовности, неполных

профилях, противоречивых данных и компаниях, потенциально пригодных к пилотированию.

Для экономики инноваций принципиально, что предложенный подход изменяет технику оценки и организационно-экономический механизм координации инновационного потока. Вероятностная модель сама по себе не решает проблему согласования действий между участниками экосистемы, однако при соединении с дискретизацией коммерческой готовности и онтологическим слоем она превращает оценку в элемент регламентированного цифрового процесса, где формализуются как критерии перспективности, так и основания распределения компаний по режимам сопровождения.

Отсюда вытекает требование к версионности критериев и трассируемости решений. Фиксация правил дискретизации, порогов отбора, классов готовности и онтологических ограничений как отдельных управляемых сущностей обеспечивает устойчивую воспроизводимость отбора во времени. В прикладном отношении это означает возможность фиксировать итоговое решение и то, какой версией модели, каким набором порогов, какими ограничениями данных и какими правилами перехода оно было порождено.

Статистическая устойчивость такой процедуры не является фиксированной характеристикой и может изменяться вместе со структурой входящего потока. Изменение отраслевого состава заявителей, структуры финансирования, распространенности отдельных бизнес-моделей или правил раскрытия информации приводит к изменению связи между признаками и целевым событием. В терминах анализа потоковых данных подобная ситуация соответствует дрейфу распределений и изменению целевой зависимости, при которых со временем трансформируются как характеристики входных данных, так и соотношение между признаками и прогнозируемым исходом. Для платформенного отбора это означает необходимость постоянного мониторинга качества вероятностного слоя, фиксации версий порогов и управляемого обновления правил маршрутизации и интерпретации результатов.¹¹⁸

¹¹⁸ Gama J. et al. A survey on concept drift adaptation //ACM computing surveys (CSUR). 2014. Vol. 46(4). P. 1-37.

Разработанный подход к платформенному отбору строится на непосредственной связи между вероятностным выводом и последующим управленческим действием. При этом выбор метода реализации вероятностного слоя – будь то алгоритмы машинного обучения, байесовские сети или иные математические модели – вторичен. Ключевым элементом остается универсальный принцип преобразования результата от вероятностной оценки к определению уровня коммерческой готовности (CRL), семантическому классу и конкретному управленческому решению.

В условиях становления нового технологического уклада и распространения принципов Индустрии 4.0 такая система приобретает особое значение. Рост числа технологических компаний, увеличение объема цифровых следов, ускорение жизненных циклов технологий, высокая стоимость ошибочного отбора требуют не только накопления данных, но и их перевода в управленчески-значимые категории.

3.2. Интерпретация вероятностной оценки через уровень рыночной готовности и семантический класс компании

Инструментарий строится на интеграции вероятностного вывода, дискретизации коммерческой готовности и онтологической интерпретации результата. Подход включает подготовку данных, формирование вероятностного сигнала, расчет интегрального балла, присвоение CRL, интерпретацию результата в онтологии, версионирование правил и контроль устойчивости цифрового контура. В этой конструкции могут использоваться различные модели вероятностного вывода, различающиеся типом данных, способом построения вероятностной оценки и управленческой задачей.

Модель на основе алгоритмов машинного обучения формирует вероятность целевого события через обучение на исторических данных, калиброванное ранжирование компаний и проверку качества вероятностной оценки. Байесовская модель получает вероятностный вывод через систему условных зависимостей и таблиц условных вероятностей, что особенно важно при дискретных состояниях

факторов, неполных профилях, ограниченном объеме наблюдений и необходимости явной интерпретации связей между признаками. В условиях малых выборок параметры байесовской сети могут уточняться за счет экспертного знания, параметрических ограничений и упрощенных структур условных зависимостей, что снижает требования к числу наблюдений для отдельных комбинаций состояний факторов.¹¹⁹ В обоих случаях общим объектом последующей обработки остается вероятность целевого события: различается способ ее получения, но сохраняется единая логика преобразования результата – вероятность → CRL → семантический класс → управленческое действие.

Для платформенной практики существенна способность инструментария работать с массовым потоком заявок при ограниченном экспертном ресурсе. Модельно-методическое ядро образуют вероятностный вывод, калибровка, интегральный балл s_i , дискретизация коммерческой готовности в CRL и онтологический регламент интерпретации результата.

Существующие исследования по оценке коммерческого потенциала технологических компаний в контексте рассматриваемой задачи можно условно разделить на три направления.

1. Работы, в которых используется машинное обучение для прогнозирования исходов (первичное публичное размещение, сделки слияния и поглощения и др.) на табличных данных стартапов, обычно фокусируются на качестве ранжирования и интерпретации факторов, но не формируют регламент маршрутизации проектов в «воронке» платформы.¹²⁰¹²¹

2. Подходы уровней готовности (УГТ и аналоги) обеспечивают управленческую оценку стадийности, однако чаще опираются на экспертные

¹¹⁹ Zhou, Y. Learning Bayesian network parameters from small data sets: a further constrained qualitatively maximum a posteriori method / Y. Zhou, N. Fenton, M. Neil // International Journal of Approximate Reasoning. 2017. Vol. 91. P. 22–35.

¹²⁰ Kim J., Kim H., Geum Y. How to succeed in the market? Predicting startup success using a machine learning approach // Technological Forecasting and Social Change. 2023. Vol. 193. P. 122614.

¹²¹ Ünal C., Ceasu I. A machine learning approach towards startup success prediction. – IRTG 1792 Discussion Paper, 2019. №. 2019-022.

процедуры и слабо связаны с калиброванными вероятностными оценками риска и перспективности^{122, 123},

3. Онтологии и семантические модели в системах поддержки принятия решений (СППР) используются, прежде всего, как инструмент формализации предметной области и критериев выбора: они задают согласованный словарь понятий, ограничений и правил, повышая обоснованность и воспроизводимость решений за счет машиночитаемого представления знаний.¹²⁴

В рамках современных нейро-символических подходов онтологический слой все чаще рассматривается как механизм, позволяющий интегрировать обучаемые модели с формальными знаниями и обеспечивать совместное использование и обмен знаниями в коллаборативных СППР, однако методическая и архитектурная интеграция таких компонентов остается самостоятельной исследовательской и инженерной задачей.¹²⁵ Аналогичная проблематика описана и для клинических СППР: систематический обзор показывает, что онтологии активно применяются для структурирования предметных знаний и представления правил, но повторное использование и интероперабельность правил нередко ограничены, поэтому переход от формализации к единому исполняемому контуру процедур управления обычно требует дополнительных проектных решений.¹²⁶ В этом контексте интеграция онтологического слоя с вероятностным скорингом и операционными порогами может рассматриваться как перспективное направление, позволяющее переводить результаты аналитики в машиночитаемые режимы обработки заявок.

Для условий платформенной экосистемы особую сложность создают редкость позитивных исходов и неоднородность входящего потока. Поэтому верификация инструментария должна учитывать способность различать успешные

¹²² Петров А. Н., Комаров А. В. Оценка уровня технологической готовности конкурсных заявок с использованием методологии TPRL // Экономика науки. 2020. Т. 6. №. 1-2. С. 88-99.

¹²³ Salvador-Carulla L. et al. Adaptation of the technology readiness levels for impact assessment in implementation sciences: The TRL-IS checklist // Heliyon. 2024. Vol. 10(9).

¹²⁴ Манаськин А. В., Брунилин А. А., Саенко И. Б. Онтологический подход к созданию систем поддержки принятия решений // Технические науки – от теории к практике. 2016. №. 11 (59). С. 28-32.

¹²⁵ Шилов Н. Г., Пономарев А. В., Смирнов А. В. Анализ методов онтолого-ориентированного нейро-символического интеллекта при коллаборативной поддержке принятия решений // Информатика и автоматизация. 2023. Т. 22. №. 3. С. 576-615.

¹²⁶ Jing X. et al. Ontologies applied in clinical decision support system rules: systematic review // JMIR medical informatics. 2023. Vol. 11. P. e43053.

и неуспешные компании, качество вероятностных оценок и пригодность результата для последующего распределения экспертного ресурса.

Эта логика требует калибровки и проверки пороговых режимов принятия решений. Значимыми становятся два свойства вероятностного слоя: качество ранжирования и качество калибровки. Ранжирование показывает, насколько модель правильно упорядочивает компании по перспективности, а калибровка – соответствует ли числовая вероятность фактической частоте целевого события в сопоставимых группах.

Для платформы это различие принципиально: неверная калибровка искажает пороги ускоренного трека, перегружает экспертный контур при завышенных значениях или повышает риск пропуска сильных компаний при заниженных значениях.¹²⁷ Следовательно, калибровка согласует прогностический слой с экономикой принятия решений и пропускной способностью платформенной воронки.

Интерпретируемость вероятностного слоя обеспечивается через анализ факторов, качество калибровки и сохранение связи между входными признаками, вероятностным сигналом и последующим управленческим режимом. В архитектурном плане результат модели должен быть численно воспроизводимым и пригодным для формального отображения в онтологическом слое.

При построении витрины данных важно отделить признаки, доступные на момент первичного взаимодействия компании с платформой, от признаков, являющихся следствием уже состоявшегося инвестиционного продвижения. В противном случае повышается риск целевой утечки, когда вероятностная модель начинает опираться не на ранние сигналы перспективности, а на поздние эффекты уже реализованного успеха.

Предпочтение отдается ограниченному, но интерпретируемому набору признаков, укладываемому в логику ранней диагностики: возраст компании, объем и структура финансирования, число раундов, рыночный сегмент, страна, а

¹²⁷ Blöchlinger A. Validation of default probabilities // Journal of Financial and Quantitative Analysis. 2012. Vol. 47(5). P. 1089–1123.

также показатели стадийности. Такой выбор обеспечивает баланс между содержательной насыщенностью модели и реалистичностью сбора данных в массовом платформенном потоке, где избыточно сложные анкеты ведут к росту пропусков и удорожанию предварительной экспертизы.

Дискретизация в шкалу CRL решает задачу интерпретации вероятностного сигнала и организационного выравнивания потоков. В рассматриваемой модели CRL используется как формализованная шкала коммерческой готовности, адаптированная к задачам платформенного отбора и квантильной дискретизации вероятностного сигнала. Непрерывная вероятность удобна для аналитики, однако в организационной практике инновационного отбора решения обычно принимаются не в форме непрерывного числового значения, а через дискретные управленческие режимы: продолжение ускоренного прохождения, стандартная экспертиза, возврат на доработку, временная приостановка или резервное наблюдение. Это соответствует подходу поэтапного отбора инновационных проектов, в котором результаты оценки на контрольных точках преобразуются в управленческие решения о продолжении проекта, его прекращении, приостановке или возврате на доработку; такие решения сопровождаются определением дальнейшего плана действий, приоритета и ресурсных обязательств.¹²⁸

Количественная дискретизация по квантильным порогам позволяет избегать произвольного задания границ между уровнями коммерческой готовности в условиях неоднородного потока заявок. Вместо ручного закрепления субъективных пороговых значений используется эмпирически наблюдаемая шкала, адаптированная к распределению компаний в конкретной платформенной экосистеме. За счет этого повышается устойчивость распределения заявок между режимами маршрутизации и сопровождения и облегчается пересмотр порогов по мере накопления новой эмпирической базы.

¹²⁸ Cooper, R.G. Perspective: The Stage-Gate Idea-to-Launch Process–Update, What’s New, and NexGen Systems // Journal of Product Innovation Management. 2008. Vol. 25(3). P. 213–232.

Расчет индекса коммерческой готовности включает три взаимосвязанных действия: формирование калиброванной вероятности, расчет интегрального балла и присвоение уровня CRL.

На первом этапе для каждой компании i строится калиброванная прогнозная вероятность достижения целевого события p_i . Затем формируется интегральный балл s_i , в котором p_i выступает основным компонентом, а дополнительные переменные отражают стадийность, ресурсную обеспеченность и качество профиля компании.

Логарифмирование объема привлеченного финансирования $\ln(F_i + 1)$ используется для сглаживания асимметрии распределения и снижения влияния экстремально крупных значений. Добавление единицы обеспечивает корректный учет компаний с нулевым объемом финансирования.

Возраст компании Age_i , число раундов финансирования $Rounds_i$ и уровень готовности TRL_i отражают стадийность развития компании и степень ее продвижения по траектории коммерциализации. Показатель $Missing_i$ фиксирует неполноту профиля компании и может задаваться как бинарный индикатор либо как агрегированная мера пропусков по ключевым полям.

Перед агрегированием количественные признаки приводятся к сопоставимой шкале посредством нормировки или стандартизации, что предотвращает доминирование показателей, измеренных в разных единицах. Веса β_j являются настраиваемыми параметрами модели, они могут задаваться экспертно, оцениваться на обучающей выборке либо дополнительно нормироваться для обеспечения сопоставимого вклада факторов.

В общем виде используется следующее выражение:

$$s_i = \beta_1 p_i + \beta_2 \ln(F_i + 1) + \beta_3 Age_i + \beta_4 Rounds_i + \beta_5 TRL_i - \beta_6 Missing_i$$

Полученный интегральный балл не используется напрямую как основание управленческого действия. Его интерпретация осуществляется через дискретизацию в шкалу CRL и последующее отображение результата в онтологическом слое платформы, что обеспечивает сопоставимость решений между заявками, когортами и программами поддержки.

Онтологический регламент в данной модели задает формализованный порядок интерпретации результата после присвоения уровня CRL. Его элементами выступают классы компаний, свойства профиля, ограничения полноты данных, правила отнесения объекта к семантическим категориям и логические запросы, формирующие управленческие выборки. Благодаря этому один и тот же уровень коммерческой готовности не превращается автоматически в одинаковое действие. Режим маршрутизации определяется с учетом полноты профиля, стадии развития компании, ограничений программы поддержки и допустимой нагрузки на экспертов.

Десятиуровневая шкала CRL задается девятью порогами τ_k , поскольку между десятью соседними уровнями коммерческой готовности формируется девять границ перехода:

$$\tau_k = Q_{0.1k}(s), \quad k = 1, \dots, 9$$

После определения порогов переход от интегрального балла к уровню коммерческой готовности задается следующим правилом:

$$CRL_i = 1 + \sum_{k=1}^9 1(s_i \geq \tau_k)$$

где $1(s_i \geq \tau_k)$ – индикаторная функция, принимающая значение 1 при выполнении условия и 0 в противном случае. Такая запись сохраняет заданную структуру шкалы CRL и девять границ перехода между соседними уровнями коммерческой готовности.

Квантильная логика задания порогов учитывает фактическое распределение компаний в конкретной платформенной экосистеме. В условиях неоднородного входящего потока абсолютные значения вероятностной оценки могут различаться между периодами, сегментами и когортами, поэтому пороги τ_k фиксируют не внешне заданные интервалы, а устойчивые границы распределения обучающей или контрольной выборки.

Организационно-управленческая функция квантильных порогов состоит в регулировании емкости уровней коммерческой готовности. Изменение порогов

влияет на число заявок, поступающих в ускоренный трек, стандартную экспертизу, контур дообогащения или резерв.

Квантильная дискретизация не предполагает механического выравнивания управленческой ценности уровней. Нижние уровни CRL могут использоваться преимущественно для резервирования и наблюдения, средние – для диагностики и дообогащения, верхние – для приоритетного сопровождения. Значение имеют сами пороги и правила их интерпретации в онтологическом слое, превращающие дискретизацию в элемент регламента платформенного отбора.

Возможность хранения объекта прогноза отдельно от онтологической сущности «Startup» имеет методическое значение для обеих моделей вероятностного вывода. Прогноз является результатом расчета, выполненного определенной версией модели, на определенной витрине данных и при заданных правилах калибровки или условного вывода. Такое решение позволяет различать идентичность компании и состояние ее оценочного профиля.

Версионирование выполняет функцию институциональной памяти платформы. Оно сохраняет модельные параметры, правила дискретизации, границы τ_k , версии онтологии, наборы логических выводов и интерпретацию зон маршрутизации, что позволяет сопоставлять решения разных периодов без подмены оснований отбора.

Для платформенных экосистем практический эффект модели проявляется уже на ранних этапах обработки заявок. Формализованные пороги и правила уменьшают транзакционные издержки согласования, снижают риск пропуска перспективных компаний при редких исходах успеха и позволяют использовать инструмент как аналитический шлюз предэкспертизы между потоком заявок и экспертными процедурами.

Практическая реализуемость гибридной вероятностно-семантической модели предполагает регулярный пересмотр ее конфигурации в ответ на изменение структуры входящего потока, параметров данных и условий платформенного отбора.

Необходимость пересмотра связана с изменением самой платформы как институциональной среды. Состав заявителей, активность инвесторов, доля отраслевых сегментов, требования к раскрытию данных и структура программ поддержки меняются во времени. Если пороги и правила остаются неизменными, они постепенно начинают описывать прошлую конфигурацию потока, а не текущую ситуацию.

Дрейф данных может проявляться на уровне признаков, целевого события и платформенного регламента. Поэтому мониторинг должен охватывать качество прогноза и устойчивость всей цепи преобразования. От данных к вероятности, от вероятности к CRL, от CRL к онтологическому классу и затем к управленческому действию.

При расширении платформы цена несогласованного обновления правил возрастает. Изменение одного порога может изменить состав ускоренного трека, повысить нагрузку на экспертов или снизить долю перспективных компаний в пилотных выборках. Поэтому пересмотр модели должен оформляться как управляемая процедура с контрольными метриками, сравнением распределений, фиксацией причин изменения и сохранением предыдущих конфигураций.

С организационно-экономической точки зрения это означает переход от эпизодической аналитики к управляемому модельному контуру. Платформа перестает использовать алгоритм как внешний советующий модуль и встраивает его в цикл собственных регламентов: пересмотр правил, контроль полноты данных, мониторинг дрейфа, проверку порогов и аудит отклонений.

Эксплуатационный режим инструментария должен обеспечивать мониторинг калибровки, устойчивости распределений и структуры маршрутизации компаний между уровнями CRL, что позволяет своевременно выявлять потерю управленческой адекватности прежних порогов и правил интерпретации.

В результате платформа получает возможность регулировать пропускную способность контуров отбора, сравнивать программы поддержки по структуре

заявок и документировать причины отклонения либо ускорения компании в стандартизированном виде.

Гибридная модель оказывает положительный управленческий эффект на ускорение обработки заявок и повышение управляемости механизма отбора. Платформа получает возможность отслеживать какие сегменты чаще требуют дообогащения, какие программы привлекают профили с высоким CRL, где возникают пограничные решения и какие типы неполноты данных создают наибольшую нагрузку на экспертов. В результате вероятностно-семантический инструмент становится средством оценки компаний и источником управленческой диагностики.

Дополнительный эффект связан с сопоставимостью решений между программами и периодами. Единые уровни CRL и согласованный онтологический словарь позволяют сравнивать результаты разных треков поддержки без ручной нормировки критериев, что важно для оценки эффективности платформенной экосистемы в целом.

Наконец, гибридная модель снижает транзакционные издержки взаимодействия между участниками экосистемы. Компании получают более предсказуемые требования к данным, эксперты – структурированные профили, корпорации – понятные выборки для пилотов, а оператор платформы – формализованные основания для объяснения решений. В совокупности это повышает доверие к цифровому механизму отбора и делает его пригодным для масштабирования.

Таким образом, методический цикл включает слой данных, вероятностный вывод, дискретизацию коммерческой готовности, онтологический регламент, версионирование и мониторинг дрейфа. Проверка его работоспособности выполняется через два модельных варианта вероятностного вывода, встроенных в единое направление платформенной маршрутизации.

3.3. Апробация вероятностно-семантического инструментария с использованием двух моделей вероятностного вывода

Апробация вероятностного слоя выполнена через два способа организации вывода, встроенные в единый процесс платформенного отбора. Первый модельный вариант основан на алгоритмах машинного обучения и ориентирован на калиброванную вероятностную оценку, ранжирование компаний, формирование уровней CRL и онтологическую маршрутизацию. Второй использует байесовскую сеть и раскрывает вывод через условные зависимости факторов, дискретные состояния и обработку неполных профилей. Так проверяется работоспособность общей архитектуры, в которой различные вычислительные механизмы приводят результат к единой цепочке: вероятность $\rightarrow$ CRL $\rightarrow$ семантический класс $\rightarrow$ управленческое действие.

Первый вариант апробации реализован на базе модели машинного обучения, построенной по данным МТК, включающим более 54 тыс. наблюдений. В состав признаков вошли возраст компании, параметры финансирования, общий объем привлеченных средств, число раундов, страна, сегмент рынка и уровень технологической готовности. Целевая переменная задана как событие «успех», под которым понимается выход компании на первичное публичное размещение или ее приобретение. Доля таких событий в выборке составляет 6,8%, что указывает на выраженную редкость положительного класса.¹²⁹

В качестве базового алгоритма использован XGBoost – модель градиентного бустинга, в которой прогноз формируется ансамблем решающих деревьев, последовательно уточняющих результат.¹³⁰ Обучение проведено при стратифицированном разбиении выборки в пропорции 80/20. Такой способ разбиения позволяет сохранить близкое соотношение успешных и неуспешных компаний в обучающей и тестовой частях выборки. После обучения выполнена

¹²⁹ Startup Investments (Crunchbase) [Электронный ресурс]: набор данных / Kaggle. – Режим доступа: <https://www.kaggle.com/datasets/arindam235/startup-investments-crunchbase/data> (дата обращения: 05.06.2026).

¹³⁰ Chen T., Guestrin C. Xgboost: A scalable tree boosting system // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. 2016. P. 785-794.

калибровка вероятностей с помощью изотонной регрессии. В данном случае калибровка означает преобразование выходов модели таким образом, чтобы предсказанные вероятности лучше соответствовали фактической частоте наступления целевого события.

Качество модели оценивалось с использованием ROC-AUC, PR-AUC и F1-меры. ROC-AUC, то есть площадь под ROC-кривой, характеризует ранжирующую способность модели и показывает, насколько вероятно, что компания с положительным исходом получит более высокий прогнозный балл, чем компания с отрицательным исходом. В рассматриваемой задаче это означает способность модели упорядочивать компании по степени близости к целевому событию.¹³¹

Значение ROC-AUC составило около 0,811. PR-AUC, или площадь под кривой «точность–полнота», особенно важна при редком положительном классе, поскольку отражает качество выявления успешных компаний с учетом доли ошибочных положительных отборов.¹³² Значение PR-AUC составило около 0,228. Порог принятия решения выбран по максимуму F1-меры. Эта метрика представляет собой гармоническое среднее точности и полноты и позволяет найти компромисс между избыточным и недостаточным отбором компаний.¹³³ После калибровки оптимальный порог составил 0,15.

Полученные показатели сопоставимы с современными исследованиями прогнозирования успеха малых технологических компаний на табличных данных, где ансамблевые методы применяются для оценки вероятности целевого события и анализа влияния ключевых предикторов.¹³⁴

На рис. 3.2 представлена сводная диаграмма SHAP (аддитивные объяснения на основе значений Шепли), относящаяся к модели на основе алгоритмов машинного обучения: по оси Y показаны признаки в порядке убывания глобальной значимости, а по оси X – вклад признака в изменение предсказанной вероятности

¹³¹ Fawcett T. An introduction to ROC analysis //Pattern recognition letters. 2006. Vol. 27(8). P. 861-874.

¹³² Saito T., Rehmsmeier M. The precision-recall plot is more informative than the ROC plot when evaluating binary classifiers on imbalanced datasets //PloS one. 2015. Vol. 10(3). P. e0118432.

¹³³ Rainio O., Teuhio J., Klén R. Evaluation metrics and statistical tests for machine learning //Scientific reports. 2024. Vol. 14(1). P. 6086.

¹³⁴ Razaghzadeh Bidgoli M., Raeesi Vanani I., Goodarzi M. Predicting the success of startups using a machine learning approach //Journal of Innovation and Entrepreneurship. 2024. Vol. 13(1). P. 80.

успеха относительно базового уровня. Формально, для наблюдения x SHAP-вклад признака j определяется как $\phi_j(x)$, где $\sum_{j=1}^p \phi_j(x) = f(x) - \mathbb{E}[f(x)]$ то есть сумма вкладов признаков равна отклонению прогноза модели от базового уровня. Каждая точка соответствует отдельному наблюдению, а цвет отражает величину признака (высокие значения – красные, низкие – синие).

Наибольшее влияние оказывают возраст компании и параметры финансирования, тогда как страна и сегмент рынка отражают контекст экосистемы. Уровень технологической зрелости влияет умеренно, но устойчиво, что согласуется с тем, что на ранних стадиях коммерческая перспектива сильнее определяется ресурсной и рыночной конфигурацией, чем формальными признаками технологической зрелости.

Поэтому при массовом потоке заявок первичный контур проверки целесообразно выстраивать вокруг ограниченного набора базовых полей, связанных с возрастом, стадией, суммой и структурой финансирования, а также числом раундов финансирования. Стандартизация именно этих переменных снижает долю возвратов заявок на уточнение и сокращает объем ручной верификации.

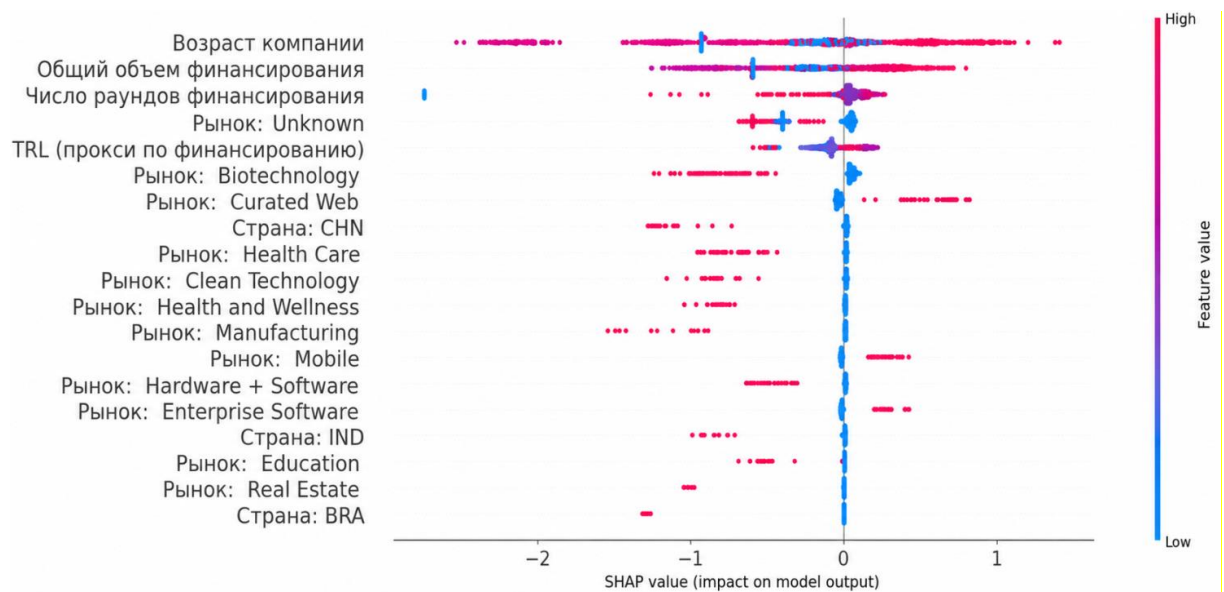


Рисунок 3.2 – Сводная диаграмма SHAP: относительный вклад ключевых факторов в вероятность успеха. Источник: составлено автором

CRL отличается от УГТ и не заменяет его. УГТ характеризует зрелость самой технологии, тогда как CRL фиксирует вероятность коммерческого прохождения компанией очередного институционального и рыночного рубежа. Связь между этими шкалами сохраняется. Однако в платформенной воронке именно с помощью CRL можно связать технологическую фазу с вероятностной оценкой, качеством данных и регламентом отбора.

Калибровочная кривая (рис. 3.3) отражает степень соответствия предсказанных вероятностей фактической доле успешных исходов в группах риска. Приближение к идеальной линии означает, что вероятности могут интерпретироваться как сопоставимые управленческие сигналы, пригодные для задания регламентных порогов, сравнения когорт и портфельного мониторинга.¹³⁵ В этом случае платформа получает единую шкалу риска, что снижает потребность в ручной нормировке значений и уменьшает вероятность систематических смещений в отборе.¹³⁶

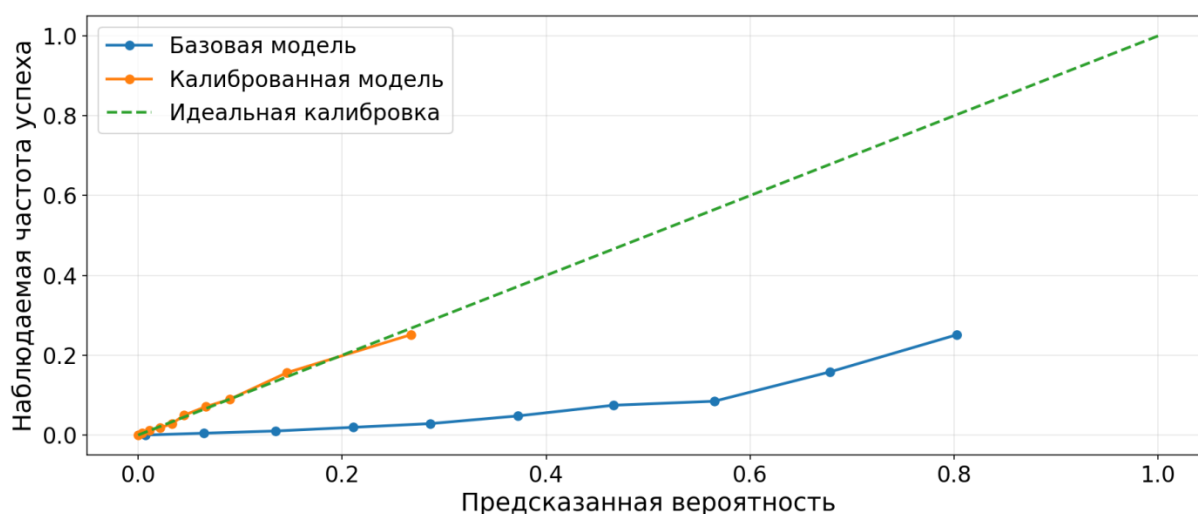


Рисунок 3.3 – Калибровочная кривая вероятностей модели на основе алгоритмов машинного обучения: сопоставление прогнозов модели и наблюдаемой частоты успеха. Источник: составлено автором

¹³⁵ Sahoo R. et al. Reliable decisions with threshold calibration //Advances in Neural Information Processing Systems. 2021. Vol. 34. P. 1831-1844.

¹³⁶ Guo C. et al. On calibration of modern neural networks //International conference on machine learning. – PMLR, 2017. P. 1321-1330

После проверки калибровки необходимо оценить практическую полезность ранжирования заявок, то есть определить, насколько верхняя часть рейтинга концентрирует успешные компании по сравнению со случайным отбором. Для этого используется показатель Lift@K, рассчитываемый для нескольких значений доли отбора K.¹³⁷

На рис. 3.4 представлены значения Lift@K для $K \in \{1\%, 5\%, 10\%\}$, где $\text{Lift@K} = \frac{\pi_{\text{TopK}}}{\pi}$, π_{TopK} – доля успешных исходов среди проектов, попавших в Top – K% по убыванию калиброванной вероятности, π – базовая доля успешных исходов в соответствующей когорте (эквивалент ожидаемой доли успеха при случайной селекции).¹³⁸

Сопоставление кривых для разных значений K отражает компромисс между «жесткостью» отбора и устойчивостью эффекта. Как правило, показатели для K=5% и K=10% характеризуются большей стабильностью по когортам, поскольку включают больше наблюдений и менее чувствительны к редкости событий успеха. Значения для K=1% потенциально фиксируют максимальную концентрацию успешных компаний, однако являются более вариативными вследствие малого объема верхнего сегмента и дисбаланса классов, что усиливает стохастическую компоненту оценки.

Результаты моделирования на основе алгоритмов машинного обучения дают количественную основу для калиброванного ранжирования компаний и формирования уровней CRL. Однако сама по себе вероятность не задает полного управленческого регламента. Для платформенной воронки необходимо определить, какие значения вероятности и уровня коммерческой готовности допускают ускоренное рассмотрение, когда требуется стандартная экспертиза, в каких случаях необходим запрос недостающих данных и какие профили должны переводиться в резервное наблюдение.

¹³⁷ Jaffery T., Liu S. X. Measuring campaign performance by using cumulative gain and lift chart. In Proceedings of the SAS Global Forum, Washington, DC. 22-25 March 2009. P. 196.

¹³⁸ Chen X. A comparison of decision tree and logistic regression model //MWSUG (Midwest SAS Users Group Conference), Cleveland, OH, Paper D02-2009. – 2009.

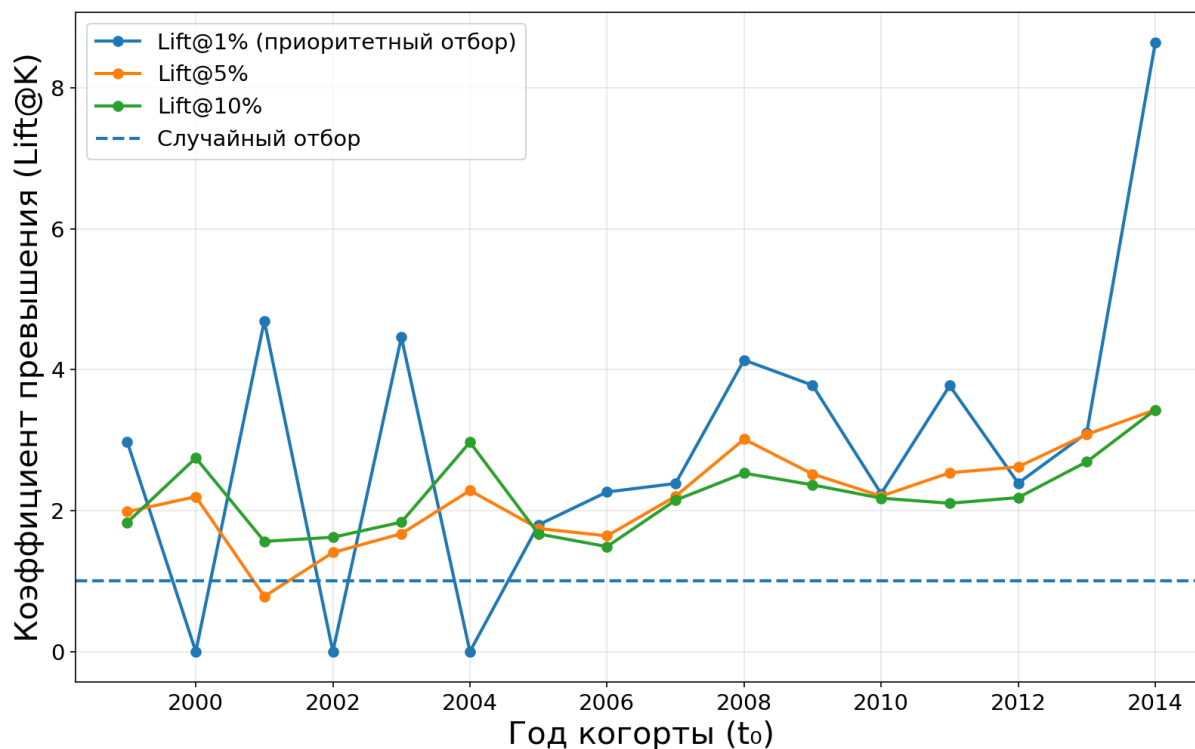


Рисунок 3.4 – Эффективность алгоритмического отбора стартапов по когортам.

Источник: составлено автором

Эту задачу решает связка «модель машинного обучения – уровень коммерческой готовности – онтологический слой». Модель формирует вероятностный сигнал, CRL переводит его в дискретную шкалу коммерческой готовности, а онтология определяет условия применения соответствующего управленческого режима к конкретному профилю компании. В такой конструкции онтологический регламент выступает исполнимым слоем маршрутизации, где формально заданы классы объектов, свойства профиля, ограничения полноты данных и допустимые переходы между режимами сопровождения.

Принципиальное значение такого слоя состоит не в замене административных правил отбора, а в переводе этих правил в семантически формализованную и машинно-интерпретируемую структуру. Даже при наличии положений, методик и экспертных критериев сохраняется риск различной интерпретации пограничных случаев между программами поддержки, экспертными группами и периодами рассмотрения. Формализация правил в онтологической форме позволяет выполнять логические запросы, фиксировать

основания включения компании в выборку и воспроизводить решение при повторной проверке. Для случаев с неполным профилем, где риск неоднозначной интерпретации особенно высок, это имеет самостоятельное управленческое значение.

Онтологический регламент также распределяет техническую и управленческую ответственность. Модель машинного обучения рассчитывает вероятностный сигнал. Шкала CRL обеспечивает его дискретизацию и сопоставимость уровней. Онтологический слой применяет правила к конкретному профилю компании. Оператор платформы настраивает политики сопровождения и контролирует их последствия. Благодаря этому результат моделирования становится не только аналитическим показателем, но и проверяемым основанием маршрутизации заявок.

В онтологической витрине рассматриваемой модели (рис. 3.5) компания описывается как индивидуум класса Startup, связанный с контекстом заявки через свойства hasCountry (страна) и hasMarket (рыночный сегмент), а также с объектом прогноза через hasPrediction. Последнее позволяет хранить версию модели, дату расчета и горизонт прогнозирования отдельно от сущности компании, не нарушая ее идентичности. Числовые и категориальные атрибуты (калиброванная вероятность p , возраст, суммарное финансирование, число раундов, уровень технологической зрелости, индикаторы полноты данных) фиксируются как свойства данных и используются для построения выводимых классов.

Выделение объекта прогноза в самостоятельную сущность имеет методическое значение, поскольку прогноз является не постоянным свойством компании, а результатом расчета, выполненного определенной версией модели на конкретные данные и при заданных правилах калибровки. Такое решение повышает трассируемость платформенного отбора, это отражается в том, что один и тот же объект может иметь несколько прогнозов, соответствующих разным периодам мониторинга, вариантам модели или наборам доступных данных. В дальнейшем можно установить, по какой версии признакового пространства, каким

порогам CRL и каким онтологическим правилам компания была направлена на выбранный этап сопровождения.

Для практического применения вероятность p_i переводится в десятибалльную шкалу коммерческой готовности CRL, согласованную с существующими семействами шкал готовности: уровни 1–3 соответствуют формированию гипотезы и начальной оценке рынка, уровни 4–6 – формированию команды и пилотным продажам, уровни 7–10 – рыночной зрелости и наличию референсных контрактов. Объяснения присвоения уровня рыночной готовности на уровне модели и примеры отдельных расчетов представлены в приложении 3.

С точки зрения экономической логики платформенной экосистемы ключевой эффект связан не с максимизацией точности прогноза как такового, а с сокращением транзакционных издержек координации и управлением рисками ошибок. Ошибка I рода (ускорение слабой компании) повышает нагрузку на экспертов и стоимость пилотов, тогда как ошибка II рода (пропуск перспективной компании) приводит к упущенной выгоде и снижению эффективности воронки. Онтология позволяет явно зафиксировать асимметрию издержек: например, переводить компании с высоким p_i , но неполными данными в контур дообогащения вместо автоматического ускорения, а компании с пограничным CRL – в стандартную экспертизу. Тем самым достигается управляемая комбинация скорости обработки потока заявок и воспроизводимости решений, что соответствует целям цифровой трансформации процедур поддержки технологического предпринимательства.

Для исключения ручного толкования вероятностной оценки в онтологическом слое фиксируются итоговый рейтинг и правила его интерпретации. Одинаковая оценка CRL может требовать разных действий в зависимости от стадии и полноты данных: высокая вероятность при неполной анкете должна вести к запросу уточнений или углубленной экспертизе, тогда как автоматическое ускорение допустимо только после проверки профиля.

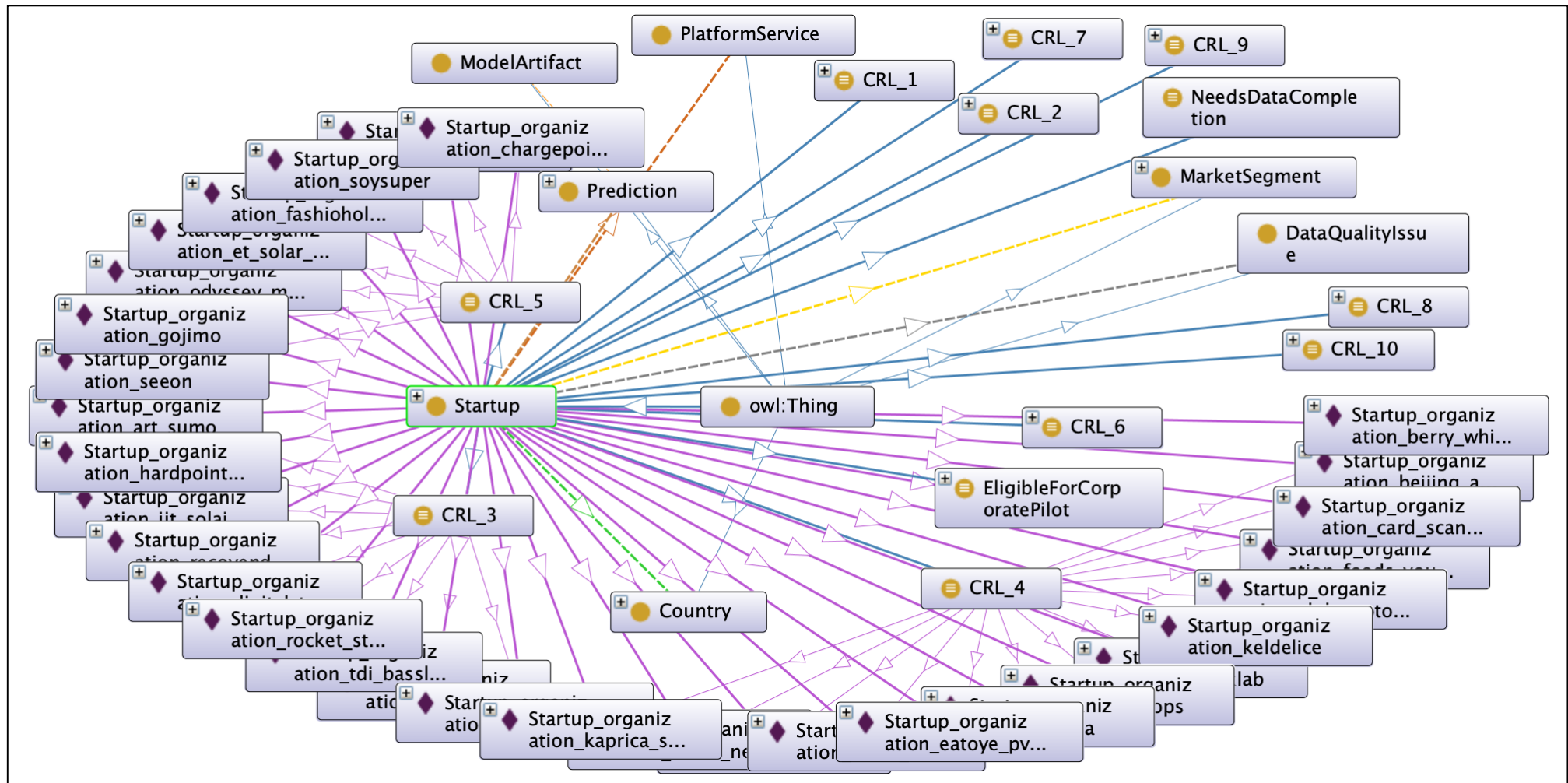


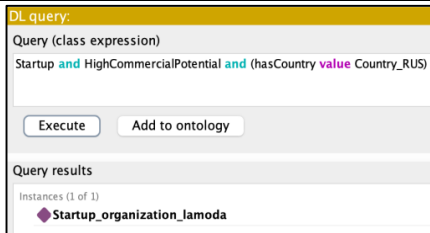
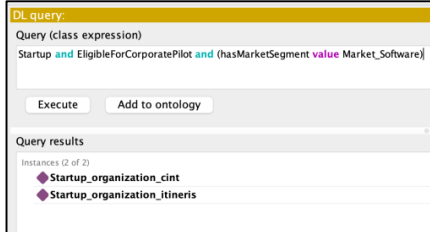
Рисунок 3.5 – Онтологическая витрина модели на основе алгоритмов машинного обучения.

Источник: составлено автором

Практическая проверка онтологического регламента выполняется через логические запросы, связывающие классы компаний, значения атрибутов профиля и допустимые режимы маршрутизации. В табл. 3.2 приведены примеры таких запросов: первый демонстрирует формирование выборки компаний с высоким коммерческим потенциалом в заданной юрисдикции, второй – отбор кандидатов на корпоративный пилот в конкретном рыночном сегменте.

Для удобства платформенного управления уровни CRL агрегируются в зоны коммерческого потенциала, к которым привязаны режимы сопровождения. Детализированная шкала нужна для мониторинга динамики и точной настройки порогов, а зоны позволяют распределять поток между укрупненными организационными режимами, понятными операторам, экспертам и партнерам. В прикладном отношении они разделяют ситуации ускоренного рассмотрения, пограничной экспертизы и дообогащения данных, что снижает риск автоматического направления всех неоднозначных случаев к экспертам.

Таблица 3.2 – Использование онтологии как платформенной модели для маршрутизации МТК в модели на основе алгоритмов машинного обучения

Синтаксис DL-query запроса	Описание запроса	Результат	Описание результата
Startup and HighCommercialPotential and (hasCountry value Country_RUS)	Выборка компаний с высоким потенциалом к коммерциализации из России		Онтология предлагает рассмотреть стартап из России – Lamoda.
Startup and EligibleForCorporatePilot and (hasMarketSegment value Market_Software)	Отбор кандидатов на корпоративный пилот в заданном сегменте		Онтология выделяет кандидатов на корпоративный пилот в сегменте ПО: Cint и Itineris.

Источник: составлено автором

Переход к байесовской логике расширяет проверку вероятностного слоя и позволяет оценить работоспособность механизма при иной логике формирования

вероятностного вывода. Модель на основе алгоритмов машинного обучения показывает, как калиброванное ранжирование и формирование CRL работают на табличных данных, вместе с тем байесовская модель раскрывает иной механизм получения вероятности – через интерпретируемые условные зависимости, дискретные состояния факторов и частично наблюдаемый профиль компании. Оба варианта сохраняют включенность в единую вероятностно-семантическую модель платформенного отбора.

Смещение объекта анализа от патентного и проектного блока к компании как единице платформенного отбора имеет принципиальное значение. В исследованиях акселераторов и программ поддержки объектом отбора обычно выступает стартап как организационный носитель предпринимательской возможности, команды, рыночной позиции, технологии, ресурсов и траектории развития.¹³⁹ Поэтому для платформы именно компания-заявитель становится основной единицей маршрутизации, а патент, инвестиционный раунд или техническое решение рассматриваются как элементы ее оценочного профиля. В отличие от локальных схем поддержки решений, такая постановка обслуживает не единичный выбор, а серию повторяющихся решений относительно множества компаний, поступающих в систему с разной полнотой данных и различной стадийностью.¹⁴⁰

Эмпирическая база для байесовской модели сформирована на отечественных открытых данных о венчурных сделках платформенной экосистемы Московского инновационного кластера. Наблюдения о сделках агрегированы до уровня 932 компаний. В качестве целевого события принят положительный результат инвестирования, заданный как достижение компанией максимального раунда финансирования не ниже уровня А в доступной истории сделок. Такая постановка

¹³⁹ Beyhan B., Akçomak S., Cetindamar D. The startup selection process in accelerators: qualitative evidence from Turkey //Entrepreneurship Research Journal. 2024. Vol. 14(1). P. 27-51.

¹⁴⁰ Yin B., Luo J. How do accelerators select startups? Shifting decision criteria across stages //IEEE Transactions on Engineering Management. 2018. Vol. 65(4). P. 574-589.

обеспечивает воспроизводимость расчетов на открытых данных и соответствует венчурной логике стадийного развития компании.¹⁴¹

Целевая переменная отражает не весь спектр коммерческого успеха, а наблюдаемое продвижение компании по инвестиционной траектории. Компания может обладать технологическим или рыночным потенциалом без публично зафиксированного раунда А и выше, а наличие такого раунда не гарантирует долгосрочную результативность коммерциализации, качество продукта или масштабирование продаж. Поэтому модель следует трактовать как инструмент оценки в наблюдаемой инвестиционной среде, а не как универсальный измеритель успеха технологического бизнеса.

Выбор открытых данных Московского инновационного кластера (МИК) обусловлен их институциональной релевантностью поставленной задаче. В отличие от абстрактных международных выборок, не привязанных к конкретному оператору инновационной экосистемы, данные МИК позволяют рассматривать компании в контуре реально функционирующей цифровой платформы. Открытый характер источника одновременно задает ограничения: часть сделок может раскрываться с временным лагом, а наблюдаемая история фиксирует только публично представленную инвестиционную активность.

Границы валидности байесовской модели определяются неполнотой открытых данных и привязкой целевого события к инвестиционной стадийности. Поэтому модель не должна использоваться как окончательный механизм автоматического принятия решений. Ее корректная роль состоит в предварительной вероятностной классификации и маршрутизации, после которой отдельные группы заявок проходят экспертную проверку, уточнение данных или включение в пилотное направление.

С методической точки зрения это приводит к нескольким важным решениям. Во-первых, агрегирование данных до уровня компании позволяет перейти от описания отдельных сделок к оценке профиля объекта отбора. Во-вторых,

¹⁴¹ VentureGuide // Портал Московского инновационного кластера: [Электронный ресурс] URL: <https://i.moscow/ventureGuide> (дата обращения: 12.06.2026).

дискретизация признаков упрощает последующее логическое отображение результатов в онтологию и делает байесовский вывод устойчивее при ограниченном объеме выборки. В-третьих, сохранение интерпретируемого набора факторов дает возможность использовать байесовскую сеть как вычислительную модель и объяснимый инструмент экспертного обсуждения.¹⁴²

Аргументом в пользу байесовской постановки является ее пригодность для работы с неполным профилем компании. В реальной практике часть заявок содержит пробелы по типу инвестора, бизнес-модели или технологическому атрибуту, однако полное исключение таких наблюдений из анализа искажало бы структуру потока. Байесовская сеть позволяет усреднять вероятность по допустимым состояниям скрытых переменных и тем самым поддерживать аналитическую включенность даже тех компаний, которые еще не прошли полное дообогащение данных.

Вероятностный слой байесовской модели строится на интерпретируемом наборе факторов профиля компании: сектор экономики, бизнес-модель, тип инвестора и диапазон объема инвестиций. Технологическая характеристика сохраняется в онтологическом слое как атрибут для аналитики, но исключается из вероятностной модели из-за коллинеарности с сектором и высокой доли неизвестных значений.

Байесовская сеть задается ориентированным ациклическим графом, в котором целевая переменная Y зависит от набора факторов профиля компании. Это соответствует факторизации совместного распределения, являющейся частным случаем общей факторизации вероятностного распределения в байесовских сетях¹⁴³:

$$P(S, M, F, A, Y) = P(S) \cdot P(M) \cdot P(F) \cdot P(A) \cdot P(Y | S, M, F, A)$$

Эта запись фиксирует структуру совместного распределения: вероятность состояния компании раскладывается на произведение локальных условных распределений, соответствующих связям в графе байесовской сети.

¹⁴² Koller D., Friedman N. Probabilistic graphical models: principles and techniques. – MIT press, 2009.

¹⁴³ Там же

Для полностью наблюдаемого профиля условная вероятность целевого события оценивается следующим образом:

$$P(Y = 1 \mid S, M, F, A) = \frac{N_1 + \alpha}{N_1 + N_0 + 2\alpha}$$

где N_1 – число наблюдений с $Y=1$ для заданной комбинации признаков; N_0 – число наблюдений с $Y=0$ для той же комбинации признаков; α – параметр априорного сглаживания Лапласа.¹⁴⁴ В табл. 3.3 представлены остальные переменные байесовской модели.

Сглаживание Лапласа используется для предотвращения нулевых вероятностей в малых группах наблюдений и делает вероятностный вывод более устойчивым при редких комбинациях признаков.¹⁴⁵

Таблица 3.3 – Переменные байесовской модели и их дискретные состояния (уровень компании)

Обозначение	Переменная	Экономический смысл	Состояния
Y	Y_success_company	Инвестиционный успех компании	0/1, где 1 – достижение раунда А и выше
S	S_sector_company	Сектор	AI_IT / MedTech / Industrial_DeepTech / Other
M	M_model_company	Бизнес-модель	B2B / B2C / Mixed / Unknown
F	F_fund_company	Тип инвестора	PrivateFund / Other
A	A_attr_company	Диапазон объема инвестиций	Low / Medium / High / Unknown

Источник: составлено автором

При неполном профиле компания не исключается из анализа, вероятность усредняется по допустимым состояниям неизвестных факторов следующим образом:

$$P(Y = 1 \mid x_{\text{obs}}) = \sum_{x_{\text{mis}}} P(Y = 1 \mid x_{\text{obs}}, x_{\text{mis}}) \cdot P(x_{\text{mis}} \mid x_{\text{obs}})$$

¹⁴⁴ Murphy K.P. Binomial and multinomial distributions. University of British Columbia, – Tech. Rep. – 2006.

¹⁴⁵ Sakai T. The probability smoothing problem: Characterizations of the Laplace method //Mathematical social sciences. 2025. Vol. 135. P. 102409.

где x_{obs} – наблюдаемая часть профиля компании, x_{mis} – ненаблюдаемая часть профиля.

Для контроля качества используется отложенная выборка, в ней оцениваются показатели ранжирования и качества вероятностного прогноза, примеры вероятностных оценок и их семантической интерпретации приведены в табл. 3.4.

Таблица 3.4 – Примеры вероятностных оценок и семантических классов

Профиль компании	Число компаний	Число компаний с инвестиционным успехом (Y=1)	Число компаний без инвестиционного успеха (Y=0)	$P(Y=1)$	Семантический класс
Industrial_DeepTech; B2C; Other; High	7	7	0	0,981	HighCommercialPotential
AI_IT; Mixed; PrivateFund; High	21	20	1	0,955	HighCommercialPotential
Industrial_DeepTech; Mixed; Other; Medium	8	5	3	0,612	MediumCommercialPotential
Other; Mixed; PrivateFund; Low	8	3	5	0,429	MediumCommercialPotential
AI_IT; Mixed; PrivateFund; Medium	6	1	5	0,381	LowCommercialPotential
MedTech; Mixed; Other; Medium	6	0	6	0,25	LowCommercialPotential
MedTech; B2C; Other; Medium	22	1	21	0,071	LowCommercialPotential

Источник: составлено автором

Тем самым сохраняется общая логика вероятностной поддержки решений: вероятностный аппарат нужен не для декларации точности, а для сопоставимого выбора действия в условиях неопределенности. В платформенной постановке этот выбор распределяется по множеству однотипных решений, принимаемых оператором относительно разных компаний, что повышает требования к

устойчивости метрик, сопоставимости вероятностей и прозрачности правил интерпретации.

Отдельного внимания требует вопрос о сопоставлении вариантов байесовской модели. Более сложная архитектура сети не обязательно имеет большую практическую ценность, если прирост метрики сопровождается потерей интерпретируемости или снижением устойчивости при неполном профиле. Для платформенной экосистемы предпочтительно оптимальное сочетание различающей способности, объяснимости и применимости к неполным данным.

Качество предложенной байесовской модели оценено на отложенной тестовой выборке, сформированной после разделения массива компаний в пропорции 70/30. Значение площади под ROC-кривой, равное 0,876 характеризует высокий уровень различения успешных и неуспешных наблюдений и подтверждает пригодность байесовской сети для платформенного ранжирования компаний. Этот результат относится именно к байесовской модели и отделен от показателей подхода на основе алгоритмов машинного обучения, где проверялись калиброванное ранжирование и формирование CRL на табличных данных.

Для иллюстрации механизма расчета рассмотрим профиль компании AI_IT; Mixed; PrivateFund; High. В байесовской сети такая запись соответствует фиксированной комбинации состояний факторов, для которой по историческим наблюдениям и с учетом сглаживания оценивается условная вероятность целевого события:

$$P(Y = 1 \mid S = \text{AI_IT}, M = \text{Mixed}, F = \text{PrivateFund}, A = \text{High}) = 0,955$$

Поскольку полученное значение превышает пороговое значение 0,7, компании присваивается категория высокого потенциала. Так вероятностный слой формирует количественную оценку, а семантический слой переводит ее в управленчески интерпретируемый класс. Примеры результатов расчета вероятности представлены в приложении 4.

После переноса результатов в онтологическую витрину числовые вероятности были преобразованы в категории высокого, среднего и низкого потенциала. В итоговом распределении высокий потенциал получили 290

компаний, средний – 80 компаний, низкий – 562 компании. Для платформы это означает возможность перехода от индивидуальной интерпретации каждого профиля к управлению портфелем заявок по воспроизводимым классам и режимам маршрутизации и сопровождения.

Семантический слой байесовской модели был апробирован в программной среде Protégé посредством логического вывода и логических запросов. Наиболее значимым оказался запрос высокий коммерческий потенциал (HighCommercialPotential) и необходимость дообогачения данных (NeedsDataCompletion), выделивший 149 компаний, то есть сегмент, в котором дообогачение профиля потенциально дает наибольший управленческий эффект (рис. 3.6).

Практический смысл управленческих списков состоит в замене разрозненных экспертных подборок формализованными управленческими выборками, которые формируются через онтологическую модель по заданным классам и свойствам. Такая система позволяет выделять не только компании с высоким или низким потенциалом, но и более сложные управленческие группы, например, высокопотенциальные компании с неполным профилем, кандидатов на корпоративный пилот или объекты для резервного наблюдения. Для платформенной экосистемы это принципиально, поскольку управленческая задача редко сводится к простому выбору верхних позиций рейтинга и требует воспроизводимого отбора компаний под разные режимы сопровождения. Возможность повторить запрос, сопоставить выборки между версиями данных и объяснить результат через классы и свойства онтологии повышает прозрачность решений как для оператора платформы, так и для участников экосистемы.

Дополнительный анализ показал, что основной вклад в формирование класса неполного профиля вносит неопределенность технологического атрибута, тогда как пропуски по бизнес-модели и сектору почти не влияют на его объем. Это указывает на неравномерное распределение неполноты данных и задает направление для дальнейшего дообогачения витрины.

Полученные результаты позволяют интерпретировать основную байесовскую модель как инструмент вероятностной оценки и семантической классификации компаний в наблюдаемой инвестиционной среде. Высокое качество модели связано с тем, что она оценивает степень близости профиля компании к инвестиционно более зрелому состоянию, представленному в витрине сделок.

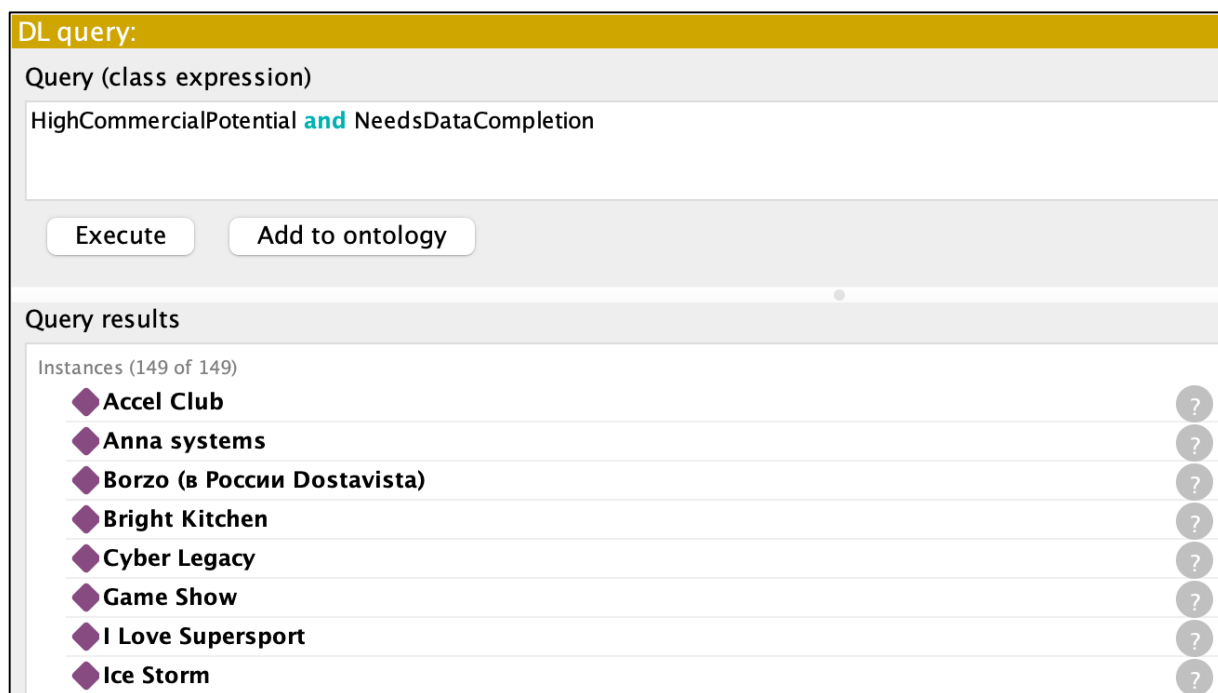


Рисунок 3.6 – Логический запрос в программной среде Protégé. Источник: составлено автором

Дополнительный тест с искусственным исключением части факторов показал заметное ухудшение различающей способности, что фиксирует пределы раннего прогноза при сокращенном профиле.

Проверка более сложных вариантов байесовской сети не дала оснований заменить основную спецификацию. Иерархическая схема с промежуточным узлом ухудшила качество прогноза, а связывание объема инвестиций с сектором и типом инвестора дало лишь ограниченное повышение устойчивости при пропуске соответствующего признака (табл. 3.5). Поэтому для имеющейся структуры открытых данных наиболее обоснованной остается простая и интерпретируемая байесовская модель.

Сопоставление основной байесовской модели с более строгой ранней прогностической постановкой позволяет разграничить два режима ее применения. Основная спецификация, использующая более насыщенный профиль компании, лучше подходит для текущего отбора, портфельной сегментации и сопровождения объектов, уже проявивших себя в наблюдаемой инвестиционной среде; ее преимущество состоит в более высокой различающей способности.

Для оператора платформы эти варианты байесовской модели являются взаимодополняющими. Ранняя спецификация может применяться на входе платформенной воронки, когда профиль компании ограничен и требуется первичное решение о маршрутизации; основная спецификация – после дообогащения данных, при формировании портфельных выборок и выборе режима сопровождения.

Таблица 3.5 – Сопоставление проверенных вариантов байесовской модели

Модель	Площадь под ROC-кривой	Устойчивость к неполному профилю	Вывод
Основная ретроспективная модель	0,876	Средняя	Основная рабочая модель для анализа компаний в наблюдаемой инвестиционной среде
Иерархическая модель с промежуточным узлом	0,819	Выше, чем у базовой	Не улучшает качество прогноза, поэтому не выбрана в качестве основной
Структурная модель с зависимостью объема инвестиций от сектора и типа инвестора	0,876; при пропуске А – 0,641	Незначительно выше	Дает лишь умеренное улучшение при неполном профиле
Ранняя прогностическая модель	0,658	Высокая	Более строгая прогностическая постановка, но уступает основной модели по различающей способности

Источник: составлено автором

В этой связи основной вариант байесовской модели целесообразно интерпретировать как инструмент оценки компаний в наблюдаемой

инвестиционной среде платформенной экосистемы. Такая интерпретация не умаляет его прикладной ценности, но фиксирует границы валидности: модель не претендует на абсолютный ранний прогноз для любых стартапов, а решает задачу воспроизводимой классификации и приоритизации в том цифровом контуре, где доступны данные о сделках.

Различие вычислительных механизмов не нарушает единства механизма: результаты обеих моделей включаются в общий процесс платформенной маршрутизации. Обобщение апробации выполняется через регламентацию режимов сопровождения и описание механизмов компенсации неопределенности. Табл. 3.6 раскрывает основные источники неопределенности и способы их компенсации внутри цифрового контура.

Таблица 3.6 – Основные источники неопределенности и механизмы их компенсации в вероятностно-семантическом подходе

<i>Источник неопределенности</i>	<i>Как проявляется в потоке заявок</i>	<i>Модельный механизм компенсации</i>	<i>Организационная реакция платформы</i>
Неполнота профиля компании	Отсутствуют сведения о сегменте, типе инвестора, стадии	Маргинализация неизвестных состояний; класс NeedsDataCompletion	Запрос уточнений без автоматического отклонения компании
Редкость позитивных исходов	Небольшая доля действительно успешных компаний	Калибровка вероятностей; Lift@K; контроль порогов	Ограничение ускоренного трека и регулярный пересмотр отсечек
Дрейф структуры потока	Меняются страны, сегменты, стадии и типы заявок	Версионирование модели, порогов и правил	Периодический пересчет CRL и аудит распределений
Асимметрия стоимости ошибок	Ложное ускорение и пропуск сильной компании имеют разную цену	Семантические режимы маршрутизации и резервные классы	Разделение потоков на ускоренный, стандартный и дообогашающий контуры
Разрыв между аналитикой и управлением	Высокая вероятностная оценка не превращается автоматически в действие	Онтологические классы и логические запросы	Формализация регламентов отбора, пилотирования и сопровождения

<i>Источник неопределенности</i>	<i>Как проявляется в потоке заявок</i>	<i>Модельный механизм компенсации</i>	<i>Организационная реакция платформы</i>
Ограниченность открытых данных	Публично наблюдается не вся инвестиционная история	Консервативная интерпретация результатов; контроль границ валидности	Использование модели как инструмента оценки в наблюдаемой среде, а не абсолютного прогноза

Источник: составлено автором

CRL выполняет функцию распределения неопределенности между организационными режимами платформы. Нижние уровни ограничивают нагрузку на экспертный контур и переводят слабые либо недостаточно подтвержденные профили в режим наблюдения; средние уровни используются для диагностики, дообогащения данных и углубленной проверки; верхние уровни формируют основание для приоритетного сопровождения при условии достаточной полноты профиля и отсутствия онтологических ограничений. В таком виде шкала CRL одновременно измеряет коммерческую готовность и регулирует пропускную способность платформенной воронки.

Для операторов платформенных экосистем это означает сокращение транзакционных издержек согласования, повышение сопоставимости решений между экспертными контурами и более точное распределение усилий между скринингом, углубленной экспертизой, пилотированием и сопровождением. Инструмент перераспределяет ограниченный экспертный ресурс в пользу тех сегментов воронки, где дополнительная проверка дает наибольший ожидаемый эффект.

На этом уровне вероятностно-семантический инструмент поддерживает организационное обучение платформы, поскольку результаты отбора превращаются в основание для настройки последующих процедур сопровождения. Оператор видит группы, требующие дообогащения данных, участки дрейфа распределений, сегменты с высокой долей пограничных решений и программы поддержки, перегруженные заявками с недостаточной полнотой профиля. Информация такого рода может использоваться для изменения анкет, настройки

требований к раскрытию данных и корректировки пропускной способности экспертных контуров.

Вместе с тем результаты апробации указывают на пределы применимости текущей версии инструмента. Открытые данные о сделках не охватывают весь массив скрытых взаимодействий между стартапами и инвесторами, а часть переменных сохраняет прокси-характер и требует дальнейшего уточнения по мере накопления информации о компаниях. По мере развития платформы также возможны изменения структуры потока по странам, сегментам, стадиям и типам заявок, что соответствует проблеме дрейфа распределений и делает необходимым периодический пересмотр модели, порогов и правил интерпретации.¹⁴⁶ При редких положительных исходах особое значение приобретает регулярный контроль качества вероятностного слоя, поскольку поведение метрик прогнозирования может существенно зависеть от доли целевого события и структуры тестовой выборки.¹⁴⁷

Дальнейшее развитие инструмента должно быть связано с расширением набора ранних и институционально значимых признаков. К таким признакам относятся первые продажи, подтвержденный интерес со стороны пользователей, результаты пилотирования, опыт взаимодействия с корпоративными партнерами и получение мер поддержки. Отдельное значение имеет согласование этих признаков с логикой рыночной готовности, поскольку CRL используется для оценки степени коммерческой зрелости и перехода от технологической характеристики к условиям рыночного применения.¹⁴⁸ В платформенной постановке это означает переход от разовой апробации к регулярному циклу мониторинга, в котором обновляется витрина данных, пересчитываются вероятности, проверяется калибровка, анализируется устойчивость ранжирования, пересматриваются пороги CRL и фиксируются изменения онтологических правил. Такой цикл позволяет

¹⁴⁶ Gama J. et al. A survey on concept drift adaptation //ACM computing surveys (CSUR). 2014. Vol. 46(4). P. 1-37.

¹⁴⁷ Minus E., Coley R.Y., Shortreed S.M., Williamson B.D. Behavior of prediction performance metrics with rare events //Journal of Clinical Epidemiology. 2026. Vol. 189. P. 112046.

¹⁴⁸ ГОСТ Р 71727-2024. Трансфер Технологий. Методические указания по оценке уровня рыночной готовности (CRL): Национальный стандарт РФ. М.: Российский институт стандартизации, 2024. – 20 с.

рассматривать цифровую платформу как инструмент управления коммерциализацией портфеля технологических активов.¹⁴⁹

В перспективе такой цикл может включать обратную связь от фактических управленческих действий. Если компания, направленная в ускоренный трек, не проходит пилотирование, это становится сигналом для анализа причин: недостаточность данных, завышение вероятности, неправильное правило маршрутизации или изменение требований партнера. Если компания из контура дообогащения после уточнения профиля переходит в более высокий класс, это подтверждает ценность режима дополнительной проверки. Тем самым платформа получает механизм обучения на исходах инвестирования и на собственных управленческих операциях.

Выводы по главе 3

Выполненная апробация подтвердила работоспособность вероятностно-семантического инструментария при использовании разных способов вероятностного вывода. Модель машинного обучения обеспечивает калиброванное ранжирование компаний, расчет CRL и анализ факторов, влияющих на оценку. Байесовская сеть позволяет рассчитывать вероятности при неполных профилях компаний и заданных условных зависимостях между признаками. Сопоставимость результатов достигается за счет единого организационно-экономического порядка, в рамках которого числовая оценка переводится в уровень коммерческой готовности, содержательный класс компании и соответствующее управленческое действие.

Научный результат главы состоит в обосновании вероятностно-семантической оценки как способа согласования расчетных, содержательных и управленческих элементов платформенного отбора. Вероятностная модель учитывает неопределенность исходных данных, интегральный балл и CRL переводят непрерывную оценку в уровень коммерческой готовности, а

¹⁴⁹ Воронов В. С., Викторов Е. И. Цифровая платформа как инструмент управления процессом коммерциализации портфеля интеллектуальных активов //Фундаментальные исследования. 2024. № 11. С. 10–14.

онтологическая модель закрепляет классы компаний, критерии полноты данных и допустимые управленческие действия. В результате вероятность, уровень готовности, класс компании и решение о сопровождении рассматриваются как взаимосвязанные, но не тождественные элементы оценки.

Модельно-методический результат выражается в разграничении общей логики оценки и конкретных моделей вероятностного вывода. В модели машинного обучения выделены вероятность p_i , интегральный балл s_i , уровень коммерческой готовности CRL, содержательный класс и управленческое действие. Калибровка вероятностей, настройка квантильных порогов τ_k , анализ SHAP и контроль Lift@K используются для последующего распределения компаний по режимам сопровождения. В байесовской модели расчет строится на условных зависимостях между признаками и применяется в условиях ограниченности исходных сведений.

Прикладная значимость главы состоит в формировании инструментария отбора, сопровождения и дообогащения данных, позволяющего использовать результаты вероятностной оценки для выделения компаний с высоким коммерческим потенциалом, кандидатов на корпоративный пилот, профилей, требующих уточнения данных, и резервных групп наблюдения. Предложенный инструментарий переводит платформенный отбор в формат формализованных, проверяемых и сопоставимых процедур, что позволяет снижать издержки координации, учитывать различную цену ошибок отбора, поддерживать качество данных и фиксировать основания управленческих решений в платформенной воронке технологического предпринимательства.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационном исследовании решена научная задача разработки, методического обоснования и апробации вероятностно-семантического инструментария платформенного отбора технологических компаний. Полученные результаты направлены на повышение воспроизводимости управленческих решений в ситуации, когда оператор платформенной экосистемы, институт развития, инвестор или экспертная организация вынуждены распределять ограниченный ресурс сопровождения при неполноте данных, высокой неопределенности и неодинаковой надежности наблюдаемых признаков.

Проведенное исследование показало, что расчетная вероятностная оценка не может выступать единственным основанием решений в процессах платформенного отбора технологических компаний. Ее управленческая ценность возникает после интерпретации через уровень рыночной готовности, семантический класс и допустимый режим сопровождения. В этой логике цифровая платформа технологического предпринимательства рассматривается как организационно-экономический механизм, связывающий разнородные сведения цифрового профиля с решением о дальнейшей работе с компанией. Такой порядок снижает зависимость отбора от изолированной экспертной трактовки отдельных сигналов и позволяет соотнести оценку коммерческого потенциала с распределением ограниченных ресурсов.

Компания становится динамическим объектом наблюдения. Решения о режимах ее сопровождения также перестают делиться на положительные и отрицательные. Они диверсифицируются в зависимости от сигналов внешней среды и от того, насколько эти сигналы меняют ожидаемую траекторию развития компании. Благодаря дискретизации сведений на основе расчетных данных компании присваиваются признаки, по которым система предлагает оператору платформы возможный режим дальнейшей работы. Формируется процесс управления портфелем неопределенных возможностей. Платформа получает возможность не только выделять наиболее перспективные компании на текущем

этапе, но и сохранять управляемый доступ к тем участникам, инновационный потенциал которых еще находится в стадии рыночного, технологического или институционального подтверждения. За счет этого снижается риск потери компаний, находящихся в ранней фазе формирования рыночной ценности, и одновременно ограничивается избыточная концентрация ресурсов на профилях с недостаточно подтвержденными перспективами. Отбор приобретает характер распределенной системы наблюдения, где ценность создается не только в момент допуска компании к поддержке, но и в процессе последовательного уточнения ее позиции на траектории коммерциализации.

Практическая проблема таких институциональных платформ, как Московский инновационный кластер, состоит не только в большом числе компаний и неоднородности их профилей, но и в необходимости объяснять, почему одна компания направляется в ускоренное сопровождение, другая остается в резерве, а третья требует уточнения сведений. Без такой объяснимости платформа накапливает данные, но не формирует устойчивую управленческую память. Предложенный инструментарий позволяет фиксировать не только итоговую позицию компании, но и факторы, повлиявшие на ее отнесение к определенному режиму работы. За счет этого оператор получает возможность сопоставлять решения между разными наборами заявок, отслеживать изменение оснований отбора во времени и выявлять случаи, когда модель начинает опираться на признаки, утратившие экономический смысл для текущего состояния экосистемы.

Дополнительно, платформа получает средство обратной настройки собственных правил. Если последующее сопровождение показывает, что компании из определенного класса систематически не доходят до пилота, не подтверждают спрос или не привлекают партнеров, это становится основанием для пересмотра порогов, признаков и регламентов маршрутизации. В этом смысле модель работает как механизм контроля качества платформенной политики. Она позволяет видеть, где проблема находится в самой компании, а где в правилах отбора, перегруженности экспертного ресурса или слабой связи между платформой и внешними заказчиками. Эффективность поддержки определяется не количеством

обработанных заявок, а способностью платформы последовательно улучшать собственные решения на основе наблюдаемых последствий.

Институциональный экономический агент в лице платформы, занимающейся отбором перспективных стартапов приобретает способность формировать управленческое знание, недоступное отдельному участнику инновационного процесса. Технологическая компания располагает сведениями о собственной разработке и рыночных перспективах. Эксперт оценивает отдельный профиль. Инвестор принимает решение в рамках собственного портфеля. Только платформа получает возможность рассматривать поток технологических компаний как единую систему и выявлять закономерности, которые не проявляются на уровне отдельных наблюдений. Это позволяет принимать решения с учетом структуры всего инновационного потока, а не характеристик изолированной компании, что повышает качество распределения экспертных, финансовых и организационных ресурсов.

Онтологический подход придает платформе способность к логическому доопределению управленческой ситуации. В такой модели сведения о компании не остаются набором независимых атрибутов, а включаются в систему классов и отношений, где одни признаки позволяют выводить другие управленчески значимые характеристики. Если компания относится к определенному технологическому направлению, обладает сходной структурой цифрового профиля с уже выделенным классом перспективных компаний и демонстрирует признаки сопоставимой траектории развития, то платформа получает основание для ее отнесения к близкому режиму сопровождения. Речь идет не о механическом переносе успеха с одной компании на другую, а о формализации управленческой аналогии. В отличие от обычной информационной системы, которая только хранит сведения о заявках, онтологическая модель позволяет выявлять скрытые смысловые связи между компаниями, уточнять их положение в инновационном потоке и использовать накопленный опыт платформы при оценке новых участников.

В ходе решения первой задачи уточнено содержание цифровой трансформации платформенных экосистем технологического предпринимательства. Показано, что специфика этого процесса состоит в изменении порядка работы с потоком технологических компаний. Цифровая среда становится основанием для стандартизации профиля, фиксации признаков, сопоставления компаний и выбора дальнейшего режима работы с ними. За счет этого платформенная экосистема может рассматриваться как среда координации участников инновационного процесса, где существенным ограничением выступает не только недостаток информации, но и дефицит ресурсов, необходимых для проверки, пилотирования и сопровождения компаний.

При решении второй задачи обосновано понятие технологической компании как агрегированной единицы платформенного отбора. Установлено, что оценка отдельного проекта, патента, заявки, инвестиционного события или результата экспертизы не позволяет в полной мере определить коммерческий потенциал компании. Каждый из этих признаков имеет сигнальную природу, уточняющую ожидания, но не устраняющую неопределенность результата полностью. Поэтому требуется единый цифровой профиль, в котором технологические, рыночные, финансовые, патентные и организационные характеристики рассматриваются как взаимодополняющие свидетельства развития компании. Такая постановка повышает сопоставимость ранних стадий развития компаний и позволяет оценивать компанию как носителя различных траектории коммерциализации.

В ходе решения третьей задачи разработана комбинированная модель оценки инвестиционного успеха технологических компаний. Использование байесовских сетей доверия, диаграмм влияния и логики реального опциона позволило связать наблюдаемые признаки профиля с вероятностью результата и выбором режима сопровождения. Байесовский вывод обеспечивает учет неполных и неоднородных свидетельств, диаграммы влияния формализуют зависимость между неопределенными состояниями, решениями и ожидаемыми результатами, а опционная логика раскрывает экономическую ценность управленческой гибкости. Для платформенного отбора это принципиально, потому что на ранних стадиях

развития ошибочным может быть как преждевременное исключение перспективной компании, так и продолжение поддержки компании с низким потенциалом без дополнительных оснований.

При решении четвертой задачи сформирован организационно-экономический механизм принятия решений в процессе платформенного отбора. Его назначение состоит в разделении расчета вероятности и принятия управленческого решения. Вероятностная оценка фиксирует ожидаемый коммерческий потенциал компании, но не исчерпывает оснований для ее дальнейшего сопровождения. Решение принимается после соотнесения расчетного результата с качеством цифрового профиля, допустимой стоимостью ошибки и фактическими ограничениями платформы. За счет этого отбор приобретает не только прогнозный, но и распределительный характер. Числовой результат становится основанием для приоритизации, а не заменой управленческого суждения.

В ходе решения пятой задачи предложен гибридный подход к оценке коммерческого потенциала технологических компаний и проведена его апробация. Он объединяет расчетные вероятностные метрики с онтологической моделью предметной области, критериями полноты данных и правилами классификации. Апробация проведена с использованием двух моделей: модели машинного обучения на основе решающих деревьев и байесовской сети доверия. Модель машинного обучения использована для массового ранжирования компаний по расчетной вероятности целевого результата, поскольку деревья решений позволяют учитывать сочетания признаков цифрового профиля и выявлять группы компаний с более высоким ожидаемым коммерческим потенциалом. Байесовская сеть доверия применена для оценки неполных профилей и учета условных зависимостей между признаками. Соединение этих элементов дает платформенной экосистеме не только прогнозную оценку, но и способ ее содержательной интерпретации при принятии решений о распределении ограниченных ресурсов поддержки.

В результате исследования была подтверждена значимость рыночных, институциональных и организационных характеристик профиля компании для оценки ее коммерческого потенциала. Эти признаки не заменяют технологическую экспертизу, но расширяют ее до организационно-экономической оценки компании как участника платформенной экосистемы. Коммерческий результат зависит не только от технической готовности решения, но и от способности компании привлекать ресурсы, проходить институциональные процедуры, подтверждать спрос, формировать партнерства и накапливать проверяемые рыночные сигналы. Поэтому переход от оценки отдельных технологических характеристик к комплексной оценке компании как объекта отбора и сопровождения является необходимым условием более точного распределения платформенного ресурса.

Совокупность полученных результатов раскрывает заявленную научную новизну исследования. В работе уточнено содержание цифровой трансформации платформенного отбора, обосновано понятие технологической компании как агрегированной единицы оценки, разработана комбинированная модель оценки инвестиционного успеха, сформирован организационно-экономический порядок принятия решений и предложен гибридный подход к оценке коммерческого потенциала технологических компаний. Эти результаты образуют согласованную методическую линию, начиная от цифрового профиля компании и вероятностной оценки, и заканчивая принятием управленческого решения.

Теоретическая значимость исследования состоит в развитии методических положений экономики инноваций, связанных с цифровой трансформацией процессов платформенного отбора технологических компаний. В работе уточнено содержание платформенной экосистемы технологического предпринимательства как среды координации и распределения ресурсов, обоснована роль цифрового профиля компании как носителя разнородных экономических сигналов, показана необходимость связи вероятностной оценки с управленческой интерпретацией результата. Тем самым оценка технологических компаний рассматривается как часть широкого организационно-экономического механизма принятия решений в условиях неопределенности.

Практическая значимость результатов заключается в возможности использования предложенного инструментария операторами платформенных экосистем, институтами развития, акселераторами, венчурными организациями и корпоративными центрами инноваций. Инструментарий может применяться для предварительного отбора компаний, формирования управленческих групп, определения потребности в уточнении данных, выбора режима сопровождения и мониторинга изменения профиля компании. Его прикладная ценность состоит в том, что он помогает распределять внимание экспертов и ресурсы поддержки на основе сопоставимой интерпретации профиля стартапа.

Ограничения исследования связаны с использованием открытых данных, неполнотой профилей технологических компаний и зависимостью качества вероятностной оценки от структуры исходной выборки. Эти ограничения отражают специфику самой предметной области, компании ранних стадий жизненного цикла редко обладают полным набором проверяемых рыночных, финансовых и организационных характеристик. Предложенный инструментарий не устраняет неопределенность, а задает порядок работы с ней. Его параметры могут уточняться по мере накопления данных, расширения состава признаков и адаптации к требованиям конкретной платформенной экосистемы.

Дальнейшее развитие исследования целесообразно связать с расширением использования сформированной онтологической модели как основы накопления и повторного применения управленческих знаний о технологических компаниях. Такая модель уже позволяет формализовать профиль компании, критерии полноты данных, классы коммерческого потенциала и правила маршрутизации. В дальнейшем ее применение может быть направлено на уточнение режимов сопровождения, выявление типовых сочетаний признаков, требующих экспертной проверки, сопоставление результатов платформенного отбора в разных отраслевых и институциональных условиях, а также на повышение качества обратной связи между результатами сопровождения и последующей настройкой правил оценки.

Цель диссертационного исследования достигнута. Разработан, методически обоснован и апробирован вероятностно-семантический инструментарий платформенного отбора технологических компаний. Полученные результаты обеспечивают переход от разнородных признаков цифрового профиля к вероятностной оценке, уровню рыночной готовности и управленческому решению, что позволяет повысить обоснованность распределения ресурсов поддержки в условиях неопределенности, неполноты данных и высокой стоимости ошибок отбора.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ И ЛИТЕРАТУРЫ

Нормативные правовые акты и стандарты

1. О создании на территории г. Москвы инновационного кластера: указ Президента Российской Федерации от 26 ноября 2018 года № 672 // Собрание законодательства Российской Федерации. 2018. № 49 (ч. VI). Ст. 7582.
2. О стратегии научно-технологического развития Российской Федерации: указ Президента Российской Федерации от 28 февраля 2024 года № 145 // Собрание законодательства Российской Федерации. 2024. № 10. Ст. 1373.
3. О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года и на перспективу до 2036 года: указ Президента Российской Федерации от 7 мая 2024 года № 309 // Собрание законодательства Российской Федерации. 2024. № 20. Ст. 2584.
4. Об утверждении приоритетных направлений научно-технологического развития и перечня важнейших наукоемких технологий: указ Президента Российской Федерации от 18 июня 2024 года № 529 // Собрание законодательства Российской Федерации. 2024. № 26. Ст. 3640.
5. О науке и государственной научно-технической политике: Федеральный закон от 23 августа 1996 года № 127-ФЗ // Собрание законодательства Российской Федерации. 1996. № 35. Ст. 4137.
6. О развитии малого и среднего предпринимательства в Российской Федерации: Федеральный закон от 24 июля 2007 года № 209-ФЗ // Собрание законодательства Российской Федерации. 2007. № 31. Ст. 4006.
7. Об экспериментальных правовых режимах в сфере цифровых инноваций в Российской Федерации: Федеральный закон от 31 июля 2020 года № 258-ФЗ // Собрание законодательства Российской Федерации. 2020. № 31 (ч. I). Ст. 5017.
8. О развитии технологических компаний в Российской Федерации: Федеральный закон от 4 августа 2023 года № 478-ФЗ // Собрание законодательства Российской Федерации. 2023. № 32 (ч. I). Ст. 6210.

9. О технологической политике в Российской Федерации и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации: Федеральный закон от 28 декабря 2024 года № 523-ФЗ // Собрание законодательства Российской Федерации. 2024. № 53 (ч. I). Ст. 8533.

10. Об отдельных вопросах регулирования платформенной экономики в Российской Федерации: Федеральный закон от 31 июля 2025 года № 289-ФЗ // Собрание законодательства Российской Федерации. 2025. № 31. Ст. 4643.

11. Об инновационном кластере на территории города Москвы: закон города Москвы от 20 февраля 2019 года № 5 // Вестник Мэра и Правительства Москвы. 2019. № 12. 26 февраля.

12. О поддержке развития технологий искусственного интеллекта в Российской Федерации: проект федерального закона № 1271570-8: внесен Правительством Российской Федерации 25 июня 2026 года // Государственная Дума Федерального Собрания Российской Федерации. [Электронный ресурс]. URL: <https://sozd.duma.gov.ru/bill/1271570-8> (дата обращения: 06.07.2026)

13. Об утверждении Концепции технологического развития на период до 2030 года: распоряжение Правительства Российской Федерации от 20 мая 2023 года № 1315-р // Собрание законодательства Российской Федерации. 2023. № 22. Ст. 3964.

14. ГОСТ Р 57313-2016. Инновационный менеджмент. Руководство по управлению инновациями. М.: Стандартинформ, 2017. – 39 с.

15. ГОСТ Р 57315-2016. Инновационный менеджмент. Руководящие принципы для осуществления открытого инновационного подхода. М.: Стандартинформ, 2017. – 16 с.

16. ГОСТ Р 58048-2017. Трансфер технологий. Методические указания по оценке уровня зрелости технологий. Введ. 2018-06-01. М.: Стандартинформ, 2018.

17. ГОСТ Р 59798-2021. Информационные технологии. Онтологии высшего уровня (TLO). Часть 2. Базисная формальная онтология (BFO). М.: Российский институт стандартизации, 2021. – 46 с.

18. ГОСТ Р 71476-2024 (ИСО/МЭК 22989:2022). Искусственный интеллект. Концепции и терминология искусственного интеллекта. М.: Российский институт стандартизации, 2024.

19. ГОСТ Р 71727-2024. Трансфер технологий. Методические указания по оценке уровня рыночной готовности (CRL): национальный стандарт Российской Федерации. М.: Российский институт стандартизации, 2024. – 20 с.

20. ГОСТ Р ИСО/МЭК 19941-2021. Информационные технологии. Облачные вычисления. Интероперабельность и переносимость. М.: Российский институт стандартизации, 2021. – 32 с.

21. ГОСТ Р ИСО/МЭК 21838-1-2021. Информационные технологии. Онтологии высшего уровня (TLO). Часть 1. Требования. М.: Российский институт стандартизации, 2021. – 26 с.

22. ПНСТ 930-2024 (ИСО/МЭК 21823-3:2021). Информационные технологии. Интернет вещей. Совместимость систем интернета вещей. Часть 3. Семантическая совместимость. М.: Российский институт стандартизации, 2024.

Научные статьи, монографии и материалы конференций

23. Баранов А.О., Музыко Е.И., Павлов В.Н. Оценка эффективности инновационных проектов с использованием опционного и нечетко-множественного подходов. Новосибирск: ИЭОПП СО РАН, 2018. – 336 с.

24. Бушуев А.Б., Бажин В.Ю., Литвинов Ю.В., Петров В.А., Мансурова О. К. Биологическая модель поиска решения изобретательской задачи // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. 2019. Т. 62. № 9. С. 851–859.

25. Бушуев А.Б., Дударенко Н.А., Литвинов Ю.В., Мансурова О. К. Численная оценка новизны устройства по формуле изобретения // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. 2022. Т. 65. № 12. С. 902–915.

26. Бушуев А.Б., Михайлов С.В., Рюхин В.Ю., Мансурова О.К. Оценка уровня развития технических систем по формулам изобретений // Известия вузов. Приборостроение. 1998. Т. 41. № 7. С. 65–68.

27. Бушуев А.Б., Чепинский С.А. Структурно-патентный анализ технических систем // Сборник докладов конференции TRIZ fest-07 «Теория и практика решения изобретательских задач». Москва, 2007. С. 240–246.

28. Вентцель Е.С., Овчаров Л.А. Теория вероятностей и ее инженерные приложения. М.: Высшая школа, 2000. – 480 с.

29. Верещак Г.А., Коробкин Д.М., Фоменков С.А., Фоменкова М.А., Колесников С.Г. Метод формирования онтологии предметной области «Патентное представление технических систем» для поиска инновационных технических решений // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2020. № 8 (4).

30. Викторов Е.И. Гибридный подход к оценке коммерческого потенциала малых технологических компаний в платформенных экосистемах технологического предпринимательства // Индустриальная экономика. 2026. № 3. С. 57–64.

31. Викторов Е.И. Комбинированная модель оценки инвестиционного успеха технологического стартапа на основе байесовской сети и онтологии // Региональная и отраслевая экономика. 2026. № 4. С. 19–25.

32. Викторов Е.И. Коммерциализация финансовых технологий в условиях цифровой трансформации экономики: семантический обзор литературы // Вестник МИРБИС. 2025. № 1 (41). С. 103–112.

33. Викторов Е.И. Организационно-экономический подход к принятию решений в процессе платформенного отбора технологических компаний // Индустриальная экономика, педагогика и право. 2026. № 7. С. 201-207.

34. Викторов Е.И. Терминологический аппарат финансовых технологий в свете проблем импортозамещения // Фундаментальные исследования. 2024. № 7. С. 57-62.

35. Волков А.Т., Гуреев П.М., Прохорова И.С. Анализ процессов цифровизации в сфере науки России // E-Management. 2020. Т. 3. № 2. С. 4-12.

36. Воронов В.С., Беданов М.К., Чернявский С.В., Викторов Е. И. Платформенные экосистемы: накануне нового прорыва в области

коммерциализации интеллектуальных прав // Вестник Томского государственного университета. Экономика. 2024. № 66. С. 269-278.

37. Воронов В.С., Викторов Е.И. Модели платформенных экосистем государственной поддержки инновационного предпринимательства // IP: теория и практика. 2025. № 4 (12). С. 236–254.

38. Воронов В.С., Викторов Е.И. Моделирование системы поддержки финансовых и инвестиционных решений в инновационных экосистемах в условиях высокой неопределенности // Фундаментальные исследования. 2025. № 3. С. 70-76.

39. Воронов В.С., Викторов Е.И. Опционная логика в байесовском подходе к моделированию инновационных экосистем // Экономика и управление: проблемы, решения. 2025. Т. 1. № 7. С. 202–209.

40. Воронов В.С., Викторов Е.И. Платформы патентных операций: новый этап в развитии инновационных экосистем // Образование – наука – практика: сборник статей II Всероссийской научно-практической конференции обучающихся, преподавателей, практических работников. Краснодар: АНОО ВО «Кубанский институт профессионального образования», 2025. С. 53–57.

41. Воронов В.С., Викторов Е.И. Роль платформенных экосистем в развитии цифрового рынка интеллектуальной собственности // Наука и технологии в трансформации социально-экономического ландшафта: сборник научных трудов по материалам 9-й Международной научно-практической конференции TECHNOPERSPPECTIVE 2023 «Технологическая перспектива: новые рынки и точки экономического роста». СПб.: Астерион, 2024. С. 201–204.

42. Воронов В.С., Викторов Е.И. Цифровая инвестиционная среда платформенных экосистем как фактор трансформации содержания и роли труда в контексте ноономики // Ноономика и ноообщество. Альманах трудов ИНИР им. С. Ю. Витте. 2025. Т. 4. № 2. С. 85–94.

43. Воронов В.С., Викторов Е.И. Цифровая инвестиционная среда платформенных экосистем как фактор трансформации содержания и роли труда в контексте ноономики // Новое индустриальное общество: истоки, реальность, грядущее. Ноономика. Том XI. СПб.: ИНИР им. С. Ю. Витте, 2026. С. 169–179.

44. Воронов В.С., Викторov Е.И. Цифровая инвестиционная среда платформенных экосистем как фактор трансформации содержания и роли труда в контексте ноономики // Труд и трансформация общества: знание, творчество, ноономика: сборник материалов X Санкт-Петербургского международного экономического конгресса (СПЭК-2025). Том 2. М.: Институт нового индустриального развития им. С. Ю. Витте, 2025. С. 211–217.

45. Воронов В.С., Викторov Е.И. Цифровая платформа как инструмент управления процессом коммерциализации портфеля интеллектуальных активов // Фундаментальные исследования. 2024. № 11. С. 10–14.

46. Воронов В.С., Чернявский С.В., Викторov Е.И. Байесовские модели инновационной деятельности субъектов платформенных экосистем // Цифровая экономика. 2025. № 2 (32). С. 25–32.

47. Воронов В.С., Чернявский С.В., Викторov Е.И. Байесовские модели управления взаимодействием субъектов инновационной экосистемы // Образование – Наука – Практика: сборник статей по материалам III Всероссийской научно-практической конференции. Краснодар: АНОО ВО «Кубанский институт профессионального образования», 2026. С. 56–61.

48. Воронов В.С., Чернявский С.В., Викторov Е.И. Жизненный цикл коммерциализации цифрового интеллектуального актива на платформе агрегатора-микростока // Вестник МИРБИС. 2024. № 2 (38). С. 124–130.

49. Воронов В.С., Чернявский С.В., Викторov Е.И. Развитие цифровой среды платформенных экосистем как фактор трансформации содержания и роли труда // Социальная динамика населения и человеческий потенциал: материалы VII Международной научно-практической конференции. М.: ИСЭПН ФНИСЦ РАН, 2025. С. 361–364.

50. Воронов В.С., Чернявский С.В., Викторov Е.И., Фатуллаев С.Т. Логика реального опциона в масштабируемой байесовской модели инновационной экосистемы // Региональные проблемы преобразования экономики. 2025. № 8 (178). С. 191–203.

51. Воронов В.С., Чернявский С.В., Викторов Е.И., Шулус А.А. Моделирование процессов изобретательской деятельности в инновационных экосистемах // Вестник Томского государственного университета. Экономика. 2024. № 67. С. 285–299.

52. Вызовы цифровой трансформации и бизнес высоких технологий : монография / под ред. Н.А. Кравченко, В.Д. Марковой. Новосибирск: ИЭОПП СО РАН, 2019. – 352 с.

53. Дроговоз П.А., Пушкарева П.П. Особенности использования метода оценки уровня готовности технологий в наукоемких отраслях: зарубежный и отечественный опыт // Экономика и предпринимательство. 2019. № 5 (106). С. 1066-1070.

54. Загорулько Г.Б. Разработка онтологии для Интернет-ресурса поддержки принятия решений в слабоформализованных областях // Онтология проектирования. 2016. Т. 6. № 4 (22). С. 485–500.

55. Индикаторы инновационной деятельности: 2026: статистический сборник / В.В. Власова, Л.М. Гохберг, Г.А. Грачева и др.; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». М.: ИСИЭЗ НИУ ВШЭ, 2026. 216 с. [Электронный ресурс]. URL: <https://issek.hse.ru/mirror/pubs/share/1134464098.pdf> (дата обращения: 12.05.2026).

56. Индикаторы цифровой экономики: 2026: статистический сборник / В.Л. Абашкин, Г.И. Абдрахманова, М.Я. Бочаров и др.; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». М.: ИСИЭЗ НИУ ВШЭ, 2026. 304 с. [Электронный ресурс]. URL: <https://issek.hse.ru/mirror/pubs/share/1122445658.pdf> (дата обращения: 12.05.2026).

57. Искосков М.О., Митрофанова Я.С. Развитие организационной инфраструктуры инновационной экосистемы взаимодействия университетов, бизнеса и власти на основе цифровых платформенных решений // Вектор науки Тольяттинского государственного университета. Серия: Экономика и управление. 2023. № 2 (53). С. 34–41.

58. Каленов О.Е. Инновационная экосистема как основа развития высокотехнологичной промышленности // Вестник Российского экономического университета имени Г. В. Плеханова. 2020. Т. 17. № 5 (113). С. 126–133.

59. Каширин А.И., Баранов Е.А., Каширин П.А., Филимонов А.В. Технологический брокеридж – механизм решения научно-технических проблем и задач // Инновации. 2020. № 8(262). С. 3-12.

60. Кокурин Д.И., Кумелашвили М.З. Экономика и управление компанией в условиях цифровой трансформации // Менеджмент в России и за рубежом. 2024. № 6. С. 28-34.

61. Конченкова Е.И. Оценка информации об инновационных проектах ранних стадий развития с помощью цветографических изображений // E-Management. 2019. Т. 2. № 4. С. 30–40.

62. Косников С.Н., Золкин А.Л., Атаева Л.Б., Дорждеева В.А. Особенности экспертных систем поддержки принятия решений и их применение в экономике // Естественно-гуманитарные исследования. 2023. № 5 (49). С. 160-163.

63. Коупленд Т., Коллер Т., Муррин Дж. Стоимость компаний: оценка и управление. М.: Олимп-Бизнес, 2008. 576 с.

64. Кошелева Ю.П. Ценность интеллектуальной собственности в инновационной деятельности стартапов // Экономические и социально-гуманитарные исследования. 2022. № 2 (34). С. 58-65.

65. Лахин О.И., Юрыгина Ю.С., Анисимов А.С. Принципы построения системы управления знаниями предприятий ракетно-космической промышленности // Онтология проектирования. 2017. Т. 7. № 3 (25). С. 270–283.

66. Мазур Н.З., Сухих А.Н. Применение инструментов патентной аналитики при исследовании потенциальных технологических направлений развития организации оборонно-промышленного комплекса Российской Федерации // Экономика строительства. 2022. № 10. С. 75-79.

67. Манаськин А.В., Брунилин А.А., Саенко И.Б. Онтологический подход к созданию систем поддержки принятия решений // Технические науки – от теории к практике. 2016. № 11 (59). С. 28–32.

68. Муромцев Д.И. Онтологический инжиниринг знаний в системе Protégé. СПб.: СПбГУ ИТМО, 2007. 62 с.
69. Налбандян Г.Г., Ховалова Т.В. Факторы, способствующие внедрению цифровых платформ: эмпирический анализ российского малого и среднего бизнеса // Стратегические решения и риск-менеджмент. 2020. Т.11. № 4. С. 346-353.
70. Петренева Е.А. Анализ многостадийных инвестиционных проектов как моделей управления // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2015. № 31 (265). С. 15–26.
71. Петров А.Н., Комаров А.В. Оценка уровня технологической готовности конкурсных заявок с использованием методологии TPRL // Экономика науки. 2020. Т. 6. № 1–2. С. 88–99.
72. Рыжов И.В., Смирнова В.Р., Шведова В.В., Васильева Ю.С. Управление и инновации в сфере интеллектуальной собственности: теоретико-методологические аспекты: монография. Курск, 2024. – 109 с.
73. Салыгин В.И., Рыбин М.В., Воинов А.И., Викторов Е.И. Венчур в прорывных технологиях ТЭК // Экономические науки. 2022. № 215. С. 62–67.
74. Сартори А.В., Гареев А.Р., Ильина Н.А., Манцевич Н.М. Применение подхода уровней готовности для различных предметных направлений в бережливом НИОКР // Экономика науки. 2020. Т. 6. № 1–2. С. 118–134.
75. Седакин Н.М. Элементы теории случайных импульсных потоков. М.: Советское радио, 1965. – 262 с.
76. Смагин В.А. Предсказание очередного события в редящем потоке времени // Информация и космос. 2011. № 1. С. 36–40.
77. Смирнова В.Р., Ксендзовский В.М. Создание инновационной среды с использованием концепции инновационной информационной модели // Инновации и инвестиции. 2025. № 9. С. 403-407.
78. Современные финансовые рынки: монография / под ред. В.В. Иванова. М.: Проспект, 2018. – 576 с.
79. Сукар Л.Э. Вероятностные графовые модели. Принципы и приложения: пер. с англ. М.: ДМК Пресс, 2021. – 338 с.

80. Тулупьев А.Л. Основы теории байесовских сетей / А.Л. Тулупьев, С.И. Николенко, А.В. Сироткин. СПб.: Изд-во Санкт-Петербургского ун-та, 2019. – 397 с.

81. Хачатурян А.А. Роль сетевых технологий и экосистемного подхода в цифровой трансформации промышленности // IP: теория и практика. 2025. № 3. С. 143-153.

82. Хачатурян К.С. Алгоритмы машинного обучения как инструмент цифровой трансформации для управления запасами в оборонной промышленности // IP: теория и практика. 2025. № 3. С. 168-183.

83. Шилов Н.Г., Пономарев А.В., Смирнов А.В. Анализ методов онтолого-ориентированного нейро-символического интеллекта при коллаборативной поддержке принятия решений // Информатика и автоматизация. 2023. Т. 22. № 3. С. 576–615.

84. Adner R. Ecosystem as Structure: An Actionable Construct for Strategy // Journal of Management. 2017. Vol. 43(1). P. 39–58.

85. Akerlof G.A. The market for lemons: Quality uncertainty and the market mechanism // The Quarterly Journal of Economics. 1970. Vol. 84(3). P. 488–500.

86. Argyris C., Schön D.A. Organizational Learning: A Theory of Action Perspective. Reading, MA: Addison-Wesley, 1978. 344 p.

87. Arsene O., Dumitrache I., Miha I. Medicine expert system dynamic Bayesian Network and ontology based // Expert Systems with Applications. 2011. Vol. 38(12). P. 15253–15261.

88. Audretsch D.B. From the entrepreneurial university to the university for the entrepreneurial society // Journal of Technology Transfer. 2014. Vol. 39(3). P. 313–321.

89. Basir N. Reputation Enhancing Through Patent Portfolios: An Exploration of Lapsed Patents and IPOs // Corporate Reputation Review. 2020. Vol. 23(1). P. 42–56.

90. Baum J.A. C., Silverman B.S. Picking winners or building them? Alliance, intellectual and human capital as selection criteria in venture financing and performance of biotechnology startups // Journal of Business Venturing. 2004. Vol. 19(3). P. 411–436.

91. Bermudez-Edo M., Noguera M., Hurtado-Torres N., Hurtado M. V., Garrido J. L. Analyzing a firm's international portfolio of technological knowledge: A declarative ontology-based OWL approach for patent documents // *Advanced Engineering Informatics*. 2013. Vol. 27. P. 358–365.
92. Beyhan B., Akçomak S., Cetindamar D. The startup selection process in accelerators: qualitative evidence from Turkey // *Entrepreneurship Research Journal*. 2024. Vol. 14(1). P. 27–51.
93. Blind K., Edler J., Frietsch R., Schmoch U. Motives to patent: Empirical evidence from Germany // *Research Policy*. 2006. Vol. 35(5). P. 655–672.
94. Blöchlinger A. Validation of default probabilities // *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 2012. Vol. 47(5). P. 1089–1123.
95. Bodewes T., Scutari M. Learning Bayesian networks from incomplete data with the node-average likelihood // *International Journal of Approximate Reasoning*. 2021. Vol. 138. P. 145–160.
96. Ceccagnoli M., Higgins M. J., Kang H. D. Corporate Venture Capital as a Real Option in the Markets for Technology. NBER Working Paper. 2015. No. 21424. [Электронный ресурс]. URL: <https://ssrn.com/abstract=2638975> (дата обращения: 15.03.2026).
97. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system // *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2016. P. 785–794.
98. Chen X. A comparison of decision tree and logistic regression model // *MWSUG, Midwest SAS Users Group Conference*. Cleveland, 2009. Paper D02-2009.
99. Choi J.P., Gerlach H. A Theory of Patent Portfolios // *American Economic Journal: Microeconomics*. 2017. Vol. 9(1). P. 315–351.
100. Choi S., Kang D., Lim J., Kim K. A fact-oriented ontological approach to SAO-based function modeling of patents for implementing function-based technology database // *Expert Systems with Applications*. 2012. Vol. 39. P. 9129–9140.
101. Cohen S., Fehder D.C., Hochberg Y.V., Murray F. The design of startup accelerators // *Research Policy*. 2019. Vol. 48(7). P. 1781–1797.

102. Conti A., Thursby J., Thursby M. Patents as signals for startup financing // *The Journal of Industrial Economics*. 2013. Vol. 61(3). P. 592–622.
103. Cooper R.G. Perspective: The Stage-Gate Idea-to-Launch Process – Update, What’s New, and NexGen Systems // *Journal of Product Innovation Management*. 2008. Vol. 25(3). P. 213–232.
104. Cooper R.G. *Winning at New Products: Creating Value Through Innovation*. 5th ed. New York: Basic Books, 2017. 448 p.
105. Costabile C., Iden J., Bygstad B. Building digital platform ecosystems through standardization: an institutional work approach // *Electronic Markets*. 2022. Vol. 32(4). P. 1877–1889.
106. Cusumano M.A., Gawer A., Yoffie D.B. *The Business of Platforms: Strategy in the Age of Digital Competition, Innovation, and Power*. New York: Harper Business, 2019. 320 p.
107. Damodaran A. *The Dark Side of Valuation: Valuing Young, Distressed, and Complex Businesses*. 2nd ed. Upper Saddle River: FT Press, 2010. 590 p.
108. Davila A., Foster G., Gupta M. Venture capital financing and the growth of startup firms // *Journal of Business Venturing*. 2003. Vol. 18(6). P. 689–708.
109. Drummond C., Holte R. C. Cost curves: An improved method for visualizing classifier performance // *Machine Learning*. 2006. Vol. 65(1). P. 95–130.
110. Fawcett T. An introduction to ROC analysis // *Pattern Recognition Letters*. 2006. Vol. 27(8). P. 861–874.
111. Feng X., Chan K.C., Lo Y.L. Are venture capitalist-backed IPOs more innovative? Evidence from an emerging market // *North American Journal of Economics and Finance*. 2020. Vol. 51. 100839.
112. Feser D. Innovation intermediaries revised: a systematic literature review on innovation intermediaries’ role for knowledge sharing // *Review of Managerial Science*. 2023. Vol. 17(5). P. 1827–1862.
113. Freeman C. *Technology Policy and Economic Performance: Lessons from Japan*. London: Pinter, 1987. 155 p.

114. Gama J., Žliobaitė I., Bifet A., Pechenizkiy M., Bouchachia A. A survey on concept drift adaptation // *ACM Computing Surveys*. 2014. Vol. 46(4). Article 44.
115. Gambardella A., Giuri P., Mariani M. The value of European patents: Evidence from a survey of European inventors // *European Management Review*. 2008. Vol. 5. P. 69–84.
116. Gawer A. Bridging differing perspectives on technological platforms: Toward an integrative framework // *Research Policy*. 2014. Vol. 43(7). P. 1239–1249.
117. Giereth M., Stäbler A., Brüggmann S., Rotard M., Ertl T. Application of Semantic Technologies for Representing Patent Metadata // *Lecture Notes in Informatics*. 2006. Vol. P-94. P. 297–304.
118. Granstrand O., Holgersson M. Innovation ecosystems: A conceptual review and a new definition // *Technovation*. 2020. Vol. 90–91. Article 102098.
119. Gruber T.R. A translation approach to portable ontology specifications // *Knowledge Acquisition*. 1993. Vol. 5(2). P. 199–220.
120. Guo C. et al. On calibration of modern neural networks // *International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2017. P. 1321–1330.
121. Haeussler C., Harhoff D., Mueller E. To be financed or not... The role of patents for venture capital financing. CEPR Discussion Paper No. 7115. London: Centre for Economic Policy Research, 2009.
122. Hall B.H. Is there a role for patents in the financing of new innovative firms? // *Industrial and Corporate Change*. 2019. Vol. 28(3). P. 657–680.
123. Hall J., Hofer C. W. Venture capitalists' decision criteria in new venture evaluation // *Journal of Business Venturing*. 1993. Vol. 8(1). P. 25–42.
124. Hansen E.A., Shi J., Kastrantas J. Strategy graphs for influence diagrams // *Journal of Artificial Intelligence Research*. 2022. Vol. 75. P. 1177-1221.
125. Hoenig D., Henkel J. Quality signals? The role of patents, alliances, and team experience in venture capital financing // *Research Policy*. 2015. Vol. 44(5). P. 1049–1064.

126. Howard R.A., Matheson J. E. Influence diagrams // Readings on the Principles and Applications of Decision Analysis. Menlo Park: Strategic Decisions Group, 1984. Vol. 2. P. 719–762.
127. Howells J. Intermediation and the role of intermediaries in innovation // Research Policy. 2006. Vol. 35(5). P. 715–728.
128. Jacobides M.G., Cennamo C., Gawer A. Towards a theory of ecosystems // Strategic Management Journal. 2018. Vol. 39(8). P. 2255–2276.
129. Jaffery T., Liu S. X. Measuring campaign performance by using cumulative gain and lift chart. In Proceedings of the SAS Global Forum, Washington, DC. 22-25 March 2009. P. 196.
130. Jing X. et al. Ontologies applied in clinical decision support system rules: systematic review // JMIR Medical Informatics. 2023. Vol. 11. Article e43053.
131. Kaplan S.N., Strömberg P. Financial contracting theory meets the real world: an empirical analysis of venture capital contracts // Review of Economic Studies. 2003. Vol. 70(2). P. 281–315.
132. Kaplan S.N., Strömberg P. Venture capitalists as principals: contracting, screening, and monitoring // American Economic Review. 2001. Vol. 91(2). P. 426–430.
133. Kim J., Kim H., Geum Y. How to succeed in the market? Predicting startup success using a machine learning approach // Technological Forecasting and Social Change. 2023. Vol. 193. Article 122614.
134. Kim Y.G., Suh J.H., Park S.C. Visualization of patent analysis for emerging technology // Expert Systems with Applications. 2008. Vol. 34. P. 1804–1812.
135. Knight F.H. Risk, Uncertainty and Profit. Boston: Houghton Mifflin, 1921. 381 p.
136. Koller D., Friedman N. Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques. Cambridge, MA: MIT Press, 2009. 1231 p.
137. Lahr H., Mina A. Venture capital investments and the technological performance of portfolio firms // Research Policy. 2016. Vol. 45. P. 303–318.
138. Lantushenko V., Nelling E.F. How do institutional investors respond to patent announcements? // Managerial Finance. 2018. Vol. 44. Iss. 12. P. 1446–1465.

139. Levitas E., McFadyen M.A. Multicomponent signals and financial constraints // *Technology Analysis & Strategic Management*. 2020. Vol. 32(4). P. 397-412.
140. Lundvall B.-A. *National Systems of Innovation: Toward a Theory of Innovation and Interactive Learning*. London: Pinter, 1992. 342 p.
141. Mankins J.C. *Technology Readiness Levels: A White Paper*. NASA, 1995. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.nasa.gov/directorates/somd/space-communications-navigation-program/technology-readiness-levels/> (дата обращения: 12.05.2026).
142. Minus E., Coley R.Y., Shortreed S.M., Williamson B. D. Behavior of prediction performance metrics with rare events // *Journal of Clinical Epidemiology*. 2026. Vol. 189. Article 112046.
143. Moore K.A. Worthless patents // *Berkeley Technology Law Journal*. 2005. Vol. 20. P. 1521–1552.
144. Mukhopadhyay S., Bouwman H. Orchestration and governance in digital platform ecosystems: a literature review and trends // *Digital Policy, Regulation and Governance*. 2019. Vol. 21(4). P. 329–351.
145. Mukundan R., Jain K., Pathari V. A model for measuring and ranking a firm's patent portfolio // *Technology Analysis & Strategic Management*. 2019. Vol. 31(9). P. 1029-1047.
146. Murphy K.P. *Binomial and multinomial distributions*. University of British Columbia, 2006. Tech. Rep.
147. Nambisan S., Lyytinen K., Majchrzak A., Song M. Digital Innovation Management: Reinventing Innovation Management Research in a Digital World // *MIS Quarterly*. 2017. Vol. 41(1). P. 223–238.
148. Nambisan S., Wright M., Feldman M. The digital transformation of innovation and entrepreneurship: Progress, challenges and key themes // *Research Policy*. 2019. Vol. 48(8). Article 103773.
149. Neapolitan R.E., Jiang X. *Probabilistic Methods for Financial and Marketing Informatics*. Morgan Kaufmann, 2007. 413 p.

150. Niculescu-Mizil A., Caruana R. Predicting good probabilities with supervised learning // Proceedings of the 22nd International Conference on Machine Learning. New York: Association for Computing Machinery, 2005. P. 625–632.
151. Pearl J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1988. 552 p.
152. Rainio O., Teuho J., Klén R. Evaluation metrics and statistical tests for machine learning // Scientific Reports. 2024. Vol. 14. Article 6086.
153. Razaghzadeh Bidgoli M., Raeesi Vanani I., Goodarzi M. Predicting the success of startups using a machine learning approach // Journal of Innovation and Entrepreneurship. 2024. Vol. 13. Article 80.
154. Sahoo R. et al. Reliable decisions with threshold calibration // Advances in Neural Information Processing Systems. 2021. Vol. 34. P. 1831–1844.
155. Saito T., Rehmsmeier M. The precision-recall plot is more informative than the ROC plot when evaluating binary classifiers on imbalanced datasets // PLOS ONE. 2015. Vol. 10(3). Article e0118432.
156. Sakai T. The probability smoothing problem: Characterizations of the Laplace method // Mathematical Social Sciences. 2025. Vol. 135. Article 102409.
157. Salvador-Carulla L., Woods C., de Miquel C., Lukersmith S. Adaptation of the technology readiness levels for impact assessment in implementation sciences: The TRL-IS checklist // Heliyon. 2024. Vol. 10(9). Article e29930.
158. Sarasvathy S.D. Causation and effectuation: Toward a theoretical shift from economic inevitability to entrepreneurial contingency // Academy of Management Review. 2001. Vol. 26(2). P. 243–263.
159. Serrano C.J. The dynamics of the transfer and renewal of patents // RAND Journal of Economics. 2010. Vol. 41(4). P. 686–708.
160. Shane S., Venkataraman S. The promise of entrepreneurship as a field of research // Academy of Management Review. 2000. Vol. 25(1). P. 217–226.
161. Spence M. Job Market Signaling // The Quarterly Journal of Economics. 1973. Vol. 87(3). P. 355–374.

162. Stuart T.E., Hoang H., Hybels R. C. Interorganizational endorsements and the performance of entrepreneurial ventures // *Administrative Science Quarterly*. 1999. Vol. 44(2). P. 315–349.
163. Studer R., Benjamins V.R., Fensel D. Knowledge engineering: Principles and methods // *Data & Knowledge Engineering*. 1998. Vol. 25(1–2). P. 161–197.
164. Taduri S., Lau G.T., Law K.H., Yu H., Kesan J. P. An ontology to integrate multiple information domains in the patent system // *IEEE International Symposium on Technology and Society*. 2011. P. 23–25.
165. Tiwana A., Konsynski B., Bush A. A. Research Commentary: Platform evolution: coevolution of platform architecture, governance, and environmental dynamics // *Information Systems Research*. 2010. Vol. 21(4). P. 675–687.
166. Ünal C., Ceasu I. A machine learning approach towards startup success prediction. IRTG 1792 Discussion Paper. 2019. No. 2019-022.
167. Verhoef P.C., Broekhuizen T., Bart Y., Bhattacharya A., Qi J., Fabian N., Haenlein M. Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda // *Journal of Business Research*. 2021. Vol. 122. P. 889–901.
168. Vial G. Understanding digital transformation: A review and a research agenda // *Journal of Strategic Information Systems*. 2019. Vol. 28(2). P. 118–144.
169. Voronov V.S., Viktorov E.I. Digital Investment Environment of Platform Ecosystems as a factor in transforming the content and the role of labor in the context of noonomy // *Noonomy and Noosociety. Almanac of Scientific Works of the S. Y. Witte INID*. 2025. Vol. 4. No. 2. P. 68–75.
170. Yin B., Luo J. How do accelerators select startups? Shifting decision criteria across stages // *IEEE Transactions on Engineering Management*. 2018. Vol. 65(4). P. 574–589.
171. Zacharakis A.L., Meyer G.D. A lack of insight: do venture capitalists really understand their own decision process? // *Journal of Business Venturing*. 1998. Vol. 13(1). P. 57–76.
172. Zhang Y., Zhang X. Patent growth and the long-run performance of VC-backed IPOs // *International Review of Economics and Finance*. 2020. Vol. 69. P. 33–47.

173. Zhou Y., Fenton N., Neil M. Learning Bayesian network parameters from small data sets: a further constrained qualitatively maximum a posteriori method // International Journal of Approximate Reasoning. 2017. Vol. 91. P. 22–35.

Электронные ресурсы и наборы данных

174. Дмитрий Чернышенко: На конкурс «Студенческий стартап» поступило 12,6 тыс. заявок – на тысячу больше, чем в 2025 году // Правительство России. 2026. [Электронный ресурс]. URL: <http://government.ru/news/58212/> (дата обращения: 12.05.2026).

175. Действия соискателя // Официальный сайт Фонда «Сколково». [Электронный ресурс]. URL: <https://sk.ru/applicants-actions/> (дата обращения: 12.05.2026).

176. О Московском инновационном кластере // Портал Московского инновационного кластера. [Электронный ресурс]. URL: <https://i.moscow/mic> (дата обращения: 12.04.2026).

177. Платформа университетского технологического предпринимательства: официальный сайт. [Электронный ресурс]. URL: <https://univertechpred.ru/> (дата обращения: 12.05.2026).

178. Программа возмещения инвестиций в университетские стартапы продолжит работу в федпроекте «Технологии» // Платформа университетского технологического предпринимательства. 2025. [Электронный ресурс]. URL: <https://univertechpred.ru/novosti/20250411-programma-vozmeshcheniya-investitsiy-v-universitetskie-startapy-prodolzhit-rabotu-v-fedproekte-tekhnnologii/> (дата обращения: 20.06.2026).

179. Участниками проекта «Сколково» к концу 2025 года стали 5 469 компаний // Информационное агентство ТАСС. 2026. [Электронный ресурс]. URL: <https://tass.ru/ekonomika/27211781> (дата обращения: 12.05.2026).

180. Федеральный проект «Технологии» // Министерство экономического развития Российской Федерации. [Электронный ресурс]. URL:

https://www.economy.gov.ru/material/directions/np_effektivnaya_i_konkurentnaya_ekonomika/fp_tehnologii/ (дата обращения: 12.05.2026).

181. Фонд Сколково подвел итоги седьмого года реализации Build up – крупнейшего российского акселератора в сфере девелопмента и строительства // Build up. 2025. [Электронный ресурс]. URL: <https://buildup.sk.ru/g2025/novost-1/> (дата обращения: 12.05.2026).

182. EIC Accelerator – 71 companies selected in the most competitive funding round so far // European Innovation Council. 2025. [Электронный ресурс]. URL: https://eic.ec.europa.eu/news/eic-accelerator-71-companies-selected-most-competitive-funding-round-so-far-2025-02-17_en (дата обращения: 12.05.2026).

183. Seibel M. Meet the YC Summer 2022 Batch // Y Combinator. 2022. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.ycombinator.com/blog/meet-the-yc-summer-2022-batch> (дата обращения: 12.05.2026).

184. SberUnity – платформа для запуска пилотов и поиска инвестиций: официальный сайт. [Электронный ресурс]. URL: <https://sberunity.ru/for-startups> (дата обращения: 15.03.2026).

185. Startup Investments (Crunchbase): набор данных / Kaggle. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/arindam235/startup-investments-crunchbase/data> (дата обращения: 05.03.2026).

186. VentureGuide // Портал Московского инновационного кластера. [Электронный ресурс]. URL: <https://i.moscow/ventureGuide> (дата обращения: 12.04.2026).

ПРИЛОЖЕНИЯ

Приложение 1

ФЕДЕРАЛЬНАЯ СЛУЖБА
ПО ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОБСТВЕННОСТИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКАЯ
ГОСУДАРСТВЕННАЯ АКАДЕМИЯ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОБСТВЕННОСТИ
117279, г. Москва, ул. Миклуко-Маклая, д.55а;
тел./факс: 330-10-83 E-mail: inst@rgiis.ru

07.07.2026 № 51/5-1230
На № _____ от _____

СПРАВКА

о внедрении результатов

диссертационной работы аспиранта Е.И. Викторова «Модели и инструменты цифровой трансформации платформенных экосистем технологического предпринимательства»

Материалы диссертационной работы Викторова Егора Игоревича «Модели и инструменты цифровой трансформации платформенных экосистем технологического предпринимательства» используются кафедрой Управления инновациями и коммерциализации интеллектуальной собственности ФГБОУ ВО «Российская государственная академия интеллектуальной собственности» в процессе преподавания следующих учебных дисциплин:

1. «Технологическое брокерство» для бакалавриата (38.03.02 Менеджмент, профиль: «Управление интеллектуальной собственностью»); магистратуры (27.04.05 Инноватика, профиль «Международное предпринимательство и бизнес-процессы»; 38.04.02 Менеджмент, профили «Менеджмент исполнительских искусств», «Менеджмент интеллектуальной собственности»; 27.04.08 Управление интеллектуальной собственностью, профили «Управление интеллектуальной собственностью», «Управление интеллектуальными активами в условиях цифровой экономики»).
2. «Инновационный менеджмент» для бакалавриата (38.03.02 Менеджмент, профили: «Управление интеллектуальной собственностью», «Менеджмент цифровой экономики»).
3. «Основы управления прорывными технологиями» для бакалавриата (38.03.02 Менеджмент, профили: «Управление интеллектуальной собственностью», «Менеджмент цифровой экономики»).

Рабочие программы указанных учебных дисциплин обсуждены и рекомендованы на заседании Ученого совета (протокол от 25.05.2026 № 4).

Проректор по академической
политике и учебной работе,
доктор педагогических наук,
профессор



Е.Н. Пузанкова

ФЕДЕРАЛЬНАЯ СЛУЖБА
ПО ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОБСТВЕННОСТИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКАЯ
ГОСУДАРСТВЕННАЯ АКАДЕМИЯ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОБСТВЕННОСТИ
117279, г. Москва, ул. Миклухо-Маклая, д.55а;
тел./факс: 330-10-83 E-mail: inst@rgiis.ru

04.04.2026 № 51/5-1229
На № _____ от _____

СПРАВКА

о внедрении результатов

диссертационной работы Е.И. Викторова «Модели и инструменты цифровой трансформации платформенных экосистем технологического предпринимательства», представленной на соискание ученой степени кандидата экономических наук по специальности 05.02.03 – Региональная и отраслевая экономика (Экономика инноваций) (научный руководитель – д.э.н., доцент В.С. Воронов)

Результаты диссертационной работы Викторова Егора Игоревича «Модели и инструменты цифровой трансформации платформенных экосистем технологического предпринимательства» использованы в научной деятельности Российской государственной академии интеллектуальной собственности.

В частности, в отчетах о научно-исследовательской работе «Развитие механизмов платформенной и сетевой экономики в Российской Федерации: проблемы и пути решения» (10-ГЗ-2022) за 2024-2025 гг. использованы следующие материалы диссертационного исследования Викторова Е.И.:

- 1) результаты разработки критериев и показателей эффективности управления интеллектуальной собственностью в платформенной компании;
- 2) результаты разработки критериев и показателей эффективности научной деятельности платформенной компании в контексте управления интеллектуальной собственностью;
- 3) результаты разработки количественных показателей эффективности управления и развития сферы интеллектуальной собственности платформенных и сетевых экосистем;
- 4) байесовские (логико-вероятностные) модели инновационной платформенной экосистемы с использованием элементов концепции реальных опционов.

С использованием результатов диссертационного исследования были подготовлены статьи в научных журналах: Воронов В.С., Викторов Е.И. Моделирование системы

поддержки финансовых и инвестиционных решений в инновационных экосистемах в условиях высокой неопределенности // Фундаментальные исследования. – 2025. – № 3. – С. 70-76; Чернявский С.В., Воронов В.С., Викторов Е.И. Байесовские модели инновационной деятельности субъектов платформенных экосистем // Цифровая экономика. – 2025. – № 2(32). – С. 25-32; Воронов В.С., Викторов Е.И. Опционная логика в байесовском подходе к моделированию инновационных экосистем // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – № 7. – Т. 1. – С. 202–209.

Проректор по академической
политике и учебной работе,
доктор педагогических наук,
профессор



Е.Н. Пузанкова

Образец данных для интеграции в онтологию, рассчитанный на основе модели машинного обучения

№ п / п	startup_iri	country_iri	market_iri	com pany _age	funding_tot al_usd	fund ing _rou nds	trl_pr oxy	market _missin g	predic ted_pr obabil ity	crl_sc ore	crl_l evel	crl_c lass	explanation
1	http://example.org/pe-ml#Startup_organization_beijing_cloud_technologies	http://example.org/pe-ml#Country_CHN	http://example.org/pe-ml#Market_Enterprise_Software	15	0	1	4	ЛОЖЬ	0,0031	0,1030	1	CRL_1	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund=0.2,age=0.1,trl=0.1,rounds=0.05); market_missing_penalty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01
2 ...	http://example.org/pe-ml#Startup_organization_bridestory	http://example.org/pe-ml#Country_IDN	http://example.org/pe-ml#Market_Weddings	13	0	2	4	ЛОЖЬ	0,0099	0,1030	1	CRL_1	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund=0.2,age=0.1,trl=0.1,rounds=0.05); market_missing_penalty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01
5 8	http://example.org/pe-ml#Startup_organization_life800	http://example.org/pe-ml#Country_CHN	http://example.org/pe-ml#Market_E_Commerce	0	162954	1	4	ЛОЖЬ	0,0055	0,1646	2	CRL_2	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund=0.2,age=0.1,trl=0.1,rounds=0.05); market_missing_penalty=0.08; model=xgb_iso_v1;

Образец данных для интеграции в онтологию, рассчитанный на основе модели машинного обучения

№ п / п	startup_iri	country_iri	market_iri	com pany _age	funding_tot al_usd	fund ing_ roun ds	trl_pr oxy	market _missin g	predic ted_pr obabil ity	crl_sc ore	crl_l evel	crl_c lass	explanation
													horizon=5y; date=2026-02-01
5 9 ...	http://example. org/pe- ml#Startup_org anization_haoqi ao_cn	http://exampl e.org/pe- ml#Country_ CHN	http://exam ple.org/pe- ml#Market _Mobile	0	162954	1	4	ЛОЖЬ	0,0055	0,1646	2	CRL _2	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund= 0.2,age=0.1,trl=0.1,ro unds=0.05); market_missing_pena lty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01
8 9	http://example. org/pe- ml#Startup_org anization_userj oy_technology	http://exampl e.org/pe- ml#Country_ TWN	http://exam ple.org/pe- ml#Market _Games	31	0	1	4	ЛОЖЬ	0,1545	0,2112	3	CRL _3	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund= 0.2,age=0.1,trl=0.1,ro unds=0.05); market_missing_pena lty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01

Образец данных для интеграции в онтологию, рассчитанный на основе модели машинного обучения

№ п / п	startup_iri	country_iri	market_iri	com pany _age	funding_tot al_usd	fund ing _roun ds	trl_pr oxy	market _missin g	predic ted_pr obabil ity	crl_sc ore	crl_l evel	crl_c lass	explanation
9 0 .. .	http://example.org/pe-ml#Startup_organization_acclaim_games	http://example.org/pe-ml#Country_Unknown	http://example.org/pe-ml#Market_Games	29	0	1	4	ЛОЖЬ	0,1545	0,2112	3	CRL_3	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund=0.2,age=0.1,trl=0.1,rounds=0.05); market_missing_penalty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01
1 1 9	http://example.org/pe-ml#Startup_organization_eatoye_pvt_ltd	http://example.org/pe-ml#Country_PAK	http://example.org/pe-ml#Marketplaces	13	2500000	1	3	ЛОЖЬ	0,0032	0,2392	4	CRL_4	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund=0.2,age=0.1,trl=0.1,rounds=0.05); market_missing_penalty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01
1 2 0 ...	http://example.org/pe-ml#Startup_organization_compare_and_share	http://example.org/pe-ml#Country_GBR	http://example.org/pe-ml#Market_Travel	13	227287	2	4	ЛОЖЬ	0,0046	0,2392	4	CRL_4	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund=0.2,age=0.1,trl=0.1,rounds=0.05); market_missing_penalty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01

Образец данных для интеграции в онтологию, рассчитанный на основе модели машинного обучения

№ п / п	startup_iri	country_iri	market_iri	com pany _age	funding_tot al_usd	fund ing_ rounds	trl_pr oxy	market _missin g	predic ted_pr obabil ity	crl_sc ore	crl_l evel	crl_c lass	explanation
1 5 1	http://example.org/pe-ml#Startup_organization_anygma	http://example.org/pe-ml#Country_BEL	http://example.org/pe-ml#Market_Content	19	2306560	1	3	ЛОЖЬ	0,0634	0,3014	6	CRL_6	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund=0.2,age=0.1,trl=0.1,rounds=0.05); market_missing_penalty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01
1 5 2 ...	http://example.org/pe-ml#Startup_organization_moneymeets	http://example.org/pe-ml#Country_DEU	http://example.org/pe-ml#Market_Finance	14	1731783	2	5	ЛОЖЬ	0,0306	0,3014	6	CRL_6	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund=0.2,age=0.1,trl=0.1,rounds=0.05); market_missing_penalty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01
1 8 1	http://example.org/pe-ml#Startup_organization_adenyo	http://example.org/pe-ml#Country_CAN	http://example.org/pe-ml#Market_Mobile	0	29758289	2	7	ЛОЖЬ	0,0927	0,3376	7	CRL_7	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund=0.2,age=0.1,trl=0.1,rounds=0.05); market_missing_penalty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01

Образец данных для интеграции в онтологию, рассчитанный на основе модели машинного обучения

№ п / п	startup_iri	country_iri	market_iri	com pany _age	funding_tot al_usd	fund ing_ rounds	trl_pr oxy	market _missin g	predic ted_pr obabil ity	crl_sc ore	crl_l evel	crl_c lass	explanation
1 8 2 ...	http://example.org/pe-ml#Startup_organization_vm6_software	http://example.org/pe-ml#Country_CAN	http://example.org/pe-ml#Market_Enterprise_Software	16	4000000	1	5	ЛОЖЬ	0,0724	0,3376	7	CRL_7	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund=0.2,age=0.1,trl=0.1,rounds=0.05); market_missing_penalty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01
2 1 2 ...	http://example.org/pe-ml#Startup_organization_beijing_yuepu_sifang_science_and_technology_development_company_co_ltd	http://example.org/pe-ml#Country_CHN	http://example.org/pe-ml#Market_Manufacturing	23	20000000	2	7	ЛОЖЬ	0,0105	0,3879	8	CRL_8	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund=0.2,age=0.1,trl=0.1,rounds=0.05); market_missing_penalty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01
2 4 1	http://example.org/pe-ml#Startup_organization_therapeak	http://example.org/pe-ml#Country_CAN	http://example.org/pe-ml#Market_SaaS	24	4922427	2	5	ЛОЖЬ	0,2337	0,4549	9	CRL_9	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund=0.2,age=0.1,trl=0.1,rounds=0.05); market_missing_penalty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01

Образец данных для интеграции в онтологию, рассчитанный на основе модели машинного обучения

№ п / п	startup_iri	country_iri	market_iri	com pany _age	funding_tot al_usd	fund ing_ roun ds	trl_pr oxy	market _missin g	predic ted_pr obabil ity	crl_sc ore	crl_l evel	crl_c lass	explanation
2 4 2 ...	http://example. org/pe- ml#Startup_org anization_apex _fund_services	http://exampl e.org/pe- ml#Country_ ARE	http://exam ple.org/pe- ml#Market _Finance	23	30000000	1	7	ЛОЖЬ	0,1350	0,4548	9	CRL _9	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund= 0.2,age=0.1,trl=0.1,ro unds=0.05); market_missing_pena lty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01
3 0 0 ...	http://example. org/pe- ml#Startup_org anization_gate5	http://exampl e.org/pe- ml#Country_ DEU	http://exam ple.org/pe- ml#Market _Mobile	27	13972693	2	5	ЛОЖЬ	0,3264	0,5176	10	CRL _10	CRL_platform=decile (rank_score); weights(p=0.55,fund= 0.2,age=0.1,trl=0.1,ro unds=0.05); market_missing_pena lty=0.08; model=xgb_iso_v1; horizon=5y; date=2026-02-01

Образец расчета вероятности на основе байесовской сети доверия для последующей интеграции в онтологическую модель

№ п/п	Компания	Успех/Не успех	P_исходная	P_калибровка Платта	P_изотонная калибровка
1	Airo	1	0,16774822	0,15345668	0,16666667
2	Almammat	0	0,00069657	0,00041960	0
3	МиссНяня	0	0,00081248	0,00049480	0
4	MedStatus	1	0,50000000	0,50182199	0,50000000
5	T-One Group	0	0,50000000	0,50182199	0,50000000
6	Let's Gel	0	0,00957854	0,00696672	0
7	CloudContent	0	0,00162232	0,00103789	0
8	Mesto на карте	0	0,25121477	0,23827616	0,25000000
9	Tango Vision	1	0,25121477	0,23827616	0,25000000
10	Вэлби (ранее Deva)	0	0,00483559	0,00334601	0
11	Aximetria	0	0,00323415	0,00217389	0
12	ACTUM	1	0,99837768	0,99897711	1,00000000
13	Jetlex	0	0,00957854	0,00696672	0
14	Teachbase	0	0,12591330	0,11230269	0,12500000
15	Финакс	0	0,00048780	0,00028650	0
16	ARena Space	1	0,00957854	0,00696672	0
17	JagaJam	0	0,00323415	0,00217389	0
18	SenseMachine	1	0,99805447	0,99875730	1,00000000
19	Find the Job	0	0,00957854	0,00696672	0
20	СберБит	0	0,00048780	0,00028650	0
21	Ситимобил	1	0,99676585	0,99785750	1,00000000
22	DVR	1	0,99042146	0,99313340	1,00000000
23	Bash Today	0	0,00081248	0,00049480	0
24	Mind&Machine	0	0,33387411	0,32468740	0,33333333
25	Platformeco	1	0,86618986	0,88154654	0,86666667
26	Skyfort	0	0,33387411	0,32468740	0,33333333
27	Verb	0	0,17684186	0,16253983	0,17647059
28	AGROGO	0	0,00323415	0,00217389	0
29	X10	0	0,17684186	0,16253983	0,17647059
30	Моя Семья	0	0,00060961	0,00036375	0
31	Capture Technologies	0	0,50000000	0,50182199	0,50000000
32	NAIVE	0	0,00957854	0,00696672	0
33	КУБ24	0	0,00323415	0,00217389	0
34	Traft-Online	1	0,50000000	0,50182199	0,50000000
35	Ixcellerate	1	0,99676585	0,99785750	1,00000000
36	MyGig	1	0,59961089	0,60819104	0,60000000
37	Ksitest	0	0,50000000	0,50182199	0,50000000
38	Liquid	0	0,22282373	0,20909025	0,22222222
39	Доктор рядом	1	0,00957854	0,00696672	0
40	...	1	0,00069657	0,00041960	0
103	Мегакампус	1	0,25121477	0,23827616	0,25000000
104	MyMeet.ai	0	0,00957854	0,00696672	0

105	Hoversurf	1	0,50000000	0,50182199	0,50000000
106	Цифра	1	0,83225178	0,84842731	0,83333333
107	Семь семян	0	0,44456475	0,44247408	0,44444444
108	Joinmamas	0	0,00162232	0,00103789	0
109	Ansality	0	0,50000000	0,50182199	0,50000000
110	CarCraft	0	0,12591330	0,11230269	0,12500000
111	GetFaster	1	0,44456475	0,44247408	0,44444444
112	Точно	1	0,99860879	0,99913240	1,00000000
113	Twinby	1	0,50000000	0,50182199	0,50000000
114	Humo	0	0,00048780	0,00028650	0
115	Overmind	1	0,99757046	0,99842325	1,00000000
116	Ozon	1	0,89922027	0,91299612	0,90000000
117	Brain4Net	1	0,99805447	0,99875730	1,00000000
118	OneCell	1	0,99042146	0,99313340	1,00000000
119	 2work	0	0,00121773	0,00076327	0
163	Game Show	1	0,89922027	0,91299612	0,90000000
164	Smart Staffing	0	0,00162232	0,00103789	0
165	Proaction	0	0,00957854	0,00696672	0
166	Агроальянс	0	0,25121477	0,23827616	0,25000000
167	Qummy	1	0,00194553	0,00126092	0
168	Dombook	0	0,50000000	0,50182199	0,50000000
169	Techget	0	0,00139121	0,00088032	0
170	Прайсер	0	0,00194553	0,00126092	0
171	ClickHouse	1	0,99837768	0,99897711	1,00000000
172	Ligand Pro	0	0,50000000	0,50182199	0,50000000
173	AllContainerLines	0	0,33441138	0,32525461	0,33333333
174	SportMe	0	0,00081248	0,00049480	0
175	Trucker	0	0,99042146	0,99313340	1,00000000
176	SkyGuru	0	0,00060961	0,00036375	0
177	First data	0	0,00242954	0,00159986	0
178	Briskly	1	0,99042146	0,99313340	1,00000000
179	Daria AI	0	0,00323415	0,00217389	0
180	iSavvy Education	0	0,00162232	0,00103789	0
181	OncoTartis	1	0,50000000	0,50182199	0,50000000
182	ГдеМатериал	0	0,00323415	0,00217389	0
183	ЮНИБОР	0	0,66558862	0,67793611	0,66666667
184	Mindscore	0	0,00323415	0,00217389	0
185	Prisma Labs	1	0,99042146	0,99313340	1,00000000
186	ARS Smart Robotics	1	0,99837768	0,99897711	1,00000000
187	BkComics	0	0,00162232	0,00103789	0
188	Automatica	0	0,00242954	0,00159986	0
189	WayRay	1	0,50000000	0,50182199	0,50000000
190	Тетрика	1	0,99757046	0,99842325	1,00000000
191	TicketsCloud	1	0,00194553	0,00126092	0
192	Гистографт	0	0,40038911	0,39528777	0,40000000
193	HireMate	0	0,00957854	0,00696672	0

194	Ubic	0	0,86618986	0,88154654	0,86666667
195	Mining Wave	0	0,00957854	0,00696672	0
196	Lex	1	0,99676585	0,99785750	1,00000000
197	Cinemood	1	0,89922027	0,91299612	0,90000000
198	SuitLab	0	0,50000000	0,50182199	0,50000000
199	Catery	1	0,99516441	0,99670225	1,00000000
200	Большая Земля	0	0,06723017	0,05684554	0,06666667
201	LabelUp	0	0,22282373	0,20909025	0,22222222
202	Neiry	1	0,86618986	0,88154654	0,86666667
203	Экспанта	1	0,83225178	0,84842731	0,83333333
204	sBoard	0	0,38478848	0,37866989	0,38461538
205	Vectorly	0	0,00323415	0,00217389	0
206	LabelMe	0	0,33441138	0,32525461	0,33333333
207	oneFactor	1	0,50000000	0,50182199	0,50000000
208	SmartPrice	1	0,89922027	0,91299612	0,90000000
209	Редиска	0	0,99042146	0,99313340	1,00000000
210	КриптоАктив	0	0,00121773	0,00076327	0
211	MyProduce	0	0,00162232	0,00103789	0
212	Parkly	0	0,50000000	0,50182199	0,50000000
213	Level.Travel	1	0,99757046	0,99842325	1,00000000
214	DestraLegal	1	0,00483559	0,00334601	0
215	Maximum Education	1	0,89922027	0,91299612	0,90000000
216	Foodza	0	0,18238213	0,16809515	0,18181818
217	Шерстакович	0	0,00323415	0,00217389	0
218	Альбатрос	0	0,25121477	0,23827616	0,25000000
219	...				
...	Бери заряд!	1	0,83225178	0,84842731	0,83333333
266	Oz Forensics	0	0,00957854	0,00696672	0
267	Gros.Farm	0	0,33441138	0,32525461	0,33333333
268	Texel	1	0,00957854	0,00696672	0
269	Skipp	0	0,59961089	0,60819104	0,60000000
270	Информация под NDA	1	0,00194553	0,00126092	0
271	Yord	0	0,00242954	0,00159986	0
272	ВсеИнструменты.ру	1	0,99860879	0,99913240	1,00000000
273	IRBISTECH	0	0,00323415	0,00217389	0
274	TalkBank	1	0,99042146	0,99313340	1,00000000
275	Otus	0	0,44456475	0,44247408	0,44444444
276	Am.Tech	1	0,50000000	0,50182199	0,50000000
277...	Либо/Либо	0	0,00323415	0,00217389	0