

Международный научно-исследовательский журнал

«Прогрессивная экономика»

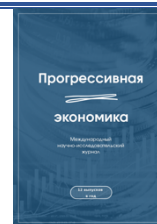
№ 7 / 2026 https://progressive-economy.ru/vypusk_1/primenenie-bayesovskih-setej-doveriya-dlya-upravleniya-riskami-realizaczii-go-to-market-strategii-innovacionnyh-it-produktov-v-usloviyah-importozameshheniya/

Научная статья / Original article

Шифр научной специальности ВАК: 5.2.3

УДК 005.21:004:519.2

DOI: 10.54861/27131211_2026_7_411



ПРИМЕНЕНИЕ БАЙЕСОВСКИХ СЕТЕЙ ДОВЕРИЯ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ РИСКАМИ РЕАЛИЗАЦИИ GO-TO-MARKET СТРАТЕГИИ ИННОВАЦИОННЫХ ИТ-ПРОДУКТОВ В УСЛОВИЯХ ИМПОРТОЗАМЕЩЕНИЯ

*Даултаев Т.Ж., магистр, Санкт-Петербургский государственный
экономический университет, г. Санкт-Петербург, Россия
191023, Санкт-Петербург, наб. канала Грибоедова, 30–32
ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-9297-4188>
e-mail: timurpro02@mail.ru*

*Никитин А.С., магистр, Санкт-Петербургский государственный
экономический университет, г. Санкт-Петербург, Россия
191023, Санкт-Петербург, наб. канала Грибоедова, 30–32
ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-1996-0680>
e-mail: nickas1@mail.ru*

Аннотация. Обоснована актуальность количественного управления рисками реализации Go-to-Market стратегии инновационных ИТ-продуктов на российском B2B/B2G-рынке в условиях импортозамещения. Целью исследования является разработка и апробация методологии применения байесовских сетей доверия для количественной оценки и управления рисками реализации GTM-стратегии. Гипотеза исследования состоит в том, что байесовские сети доверия, учитывающие каузальные зависимости между факторами риска, обеспечивают более адекватную оценку совокупного риска, чем классическая матрица «вероятность × влияние», систематически его недооценивающая. Научная новизна заключается в адаптации аппарата байесовских сетей к задаче управления рисками GTM-стратегий в EdTech-сегменте российского ИТ-рынка и в сравнительном количественном анализе прогностических и диагностических возможностей двух подходов. В качестве информационной базы использованы материалы российского EdTech-стартапа ООО «ДИСТЕХ», экспертные оценки пяти специалистов и данные финансового моделирования проекта. Построена референсная байесовская сеть, охватывающая девять факторов риска шести категорий (технологической, рыночной, финансовой,



организационно-кадровой, регуляторной и конкурентной) с формализованными условными зависимостями; вероятностный вывод реализован в среде Python с применением алгоритма исключения переменных. Маргинальная вероятность провала GTM-стратегии в базовом сценарии составила 0,653, тогда как классическая матрица создаёт впечатление управляемости совокупного риска. Показано, что комбинация трёх мер митигации снижает вероятность провала до 0,213, а диагностический режим идентифицирует финансово-кадровый блок как наиболее вероятную причину провала. Практическая значимость результатов состоит в возможности их использования ИТ-стартапами ранней коммерческой стадии для приоритизации мер митигации и обоснования политики финансового резервирования. Обозначены направления дальнейших исследований, связанные с эмпирической верификацией условных вероятностей и применением гибридных и динамических байесовских сетей.

Ключевые слова: EdTech, Go-to-Market стратегия, байесовские сети доверия, импортозамещение, коммерциализация инноваций, управление рисками, условные вероятности.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Даултаев Т.Ж., Никитин А.С. Применение байесовских сетей доверия для управления рисками реализации Go-to-Market стратегии инновационных ИТ-продуктов в условиях импортозамещения // Прогрессивная экономика. 2026. № 7. С. 411–428. https://doi.org/10.54861/27131211_2026_7_411.

Статья поступила в редакцию: 17.06.2026 г. Одобрена после рецензирования: 27.07.2026 г. Принята к публикации: 28.07.2026 г.

APPLICATION OF BAYESIAN BELIEF NETWORKS FOR RISK MANAGEMENT IN GO-TO-MARKET STRATEGY IMPLEMENTATION OF INNOVATIVE IT PRODUCTS UNDER IMPORT SUBSTITUTION

*Daultaev T.J., Master's degree, Saint Petersburg State University of Economics,
Saint Petersburg, Russia*

191023, Saint Petersburg, Griboedov Canal Emb., 30–32

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-9297-4188>

e-mail: timurpro02@mail.ru

*Nikitin A.S., Master's degree, Saint Petersburg State University of Economics,
Saint Petersburg, Russia*

191023, Saint Petersburg, Griboedov Canal Emb., 30–32

ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-1996-0680>

e-mail: nickas1@mail.ru

Abstract. The relevance of quantitative risk management for Go-to-Market strategy implementation of innovative IT products in the Russian B2B/B2G market under import substitution is substantiated. The purpose of the study is to develop and test a methodology for



applying Bayesian belief networks to the quantitative assessment and management of GTM strategy implementation risks. The research hypothesis is that Bayesian belief networks, which account for causal dependencies between risk factors, provide a more adequate assessment of aggregate risk than the classical probability-impact matrix, which systematically underestimates it. The scientific novelty lies in adapting the Bayesian network apparatus to the task of GTM strategy risk management in the EdTech segment of the Russian IT market and in the comparative quantitative analysis of the predictive and diagnostic capabilities of the two approaches. The information base comprises materials of the Russian EdTech startup DISTECH LLC, expert assessments of five specialists, and the project financial modelling data. A reference Bayesian network is constructed covering nine risk factors across six categories (technological, market, financial, organizational-personnel, regulatory, and competitive) with formalized conditional dependencies; probabilistic inference is implemented in Python (the pgmpy library) using the variable elimination algorithm. The marginal probability of GTM strategy failure in the baseline scenario is 0.653, whereas the classical risk matrix creates an impression of manageable aggregate risk. It is shown that a combination of three mitigation measures reduces the failure probability to 0.213, while the diagnostic mode identifies the financial-personnel block as the most probable cause of failure. The practical significance of the results lies in their applicability by early-stage commercial IT startups for prioritizing mitigation measures and substantiating a financial reserve policy. Directions for further research related to the empirical verification of conditional probabilities and the use of hybrid and dynamic Bayesian networks are outlined.

Keywords: Bayesian belief networks, conditional probabilities, EdTech, Go-to-Market strategy, import substitution, innovation commercialization, risk management.

JEL classification: O31, O32, L86, D81.

Conflict of interest. The authors declare that there is no conflict of interest.

For citation: Daultaev T.J., Nikitin A.S. (2026). Primenenie baiesovskikh setei doveriya dlya upravleniya riskami realizatsii Go-to-Market strategii innovatsionnykh IT-produktov v usloviyakh importozameshcheniya [Application of Bayesian belief networks for risk management in Go-to-Market strategy implementation of innovative IT products under import substitution]. Progressivnaya ekonomika [Progressive Economy], 7, 411–428. https://doi.org/10.54861/27131211_2026_7_411. (In Russ., abstract in Eng.)

The article was submitted to the editorial office: 17/06/2026. Approved after review: 27/07/2025. Accepted for publication: 28/07/2026.

Введение

После ухода с российского рынка ряда зарубежных ИТ-компаний в 2022 году заметно изменились условия разработки и продвижения отечественного программного обеспечения. Освободившиеся рыночные ниши, политика импортозамещения и увеличение спроса со стороны российских компаний расширили возможности для вывода на рынок новых отечественных ИТ-продуктов. Российский рынок образовательных технологий (EdTech) в 2024 году достиг 144,5 млрд руб. с приростом 19% [1]. Вместе с тем благоприятная конъюнктура не отменяет высокой статистики неудач стартапов: по данным CB Insights, до 42% из них терпят провал из-за отсутствия соответствия продукта рынку, 29% – из-за исчерпания финансовых ресурсов, 23% – из-за



некорректного подбора команды, 14% – из-за неэффективного маркетинга [2]. В B2B/B2G-сегменте отечественных ИТ-продуктов ситуация осложняется длительным циклом продаж (6–18 месяцев) и многоуровневой структурой принятия решений, что предопределяет необходимость научно обоснованных инструментов количественного управления рисками реализации Go-to-Market (GTM) стратегий.

Доминирующим инструментом риск-менеджмента в отечественной практике остаётся классическая матрица «вероятность × влияние», закреплённая в стандартах ISO 31000:2018 и ГОСТ Р ИСО 31000-2019 [3]. При простоте применения она обладает рядом методологических ограничений, рассматриваемых далее. В качестве альтернативы в зарубежной и отечественной литературе развиваются байесовские сети доверия (Bayesian Belief Networks, BBN) – графические вероятностные модели, представляющие совместное распределение случайных величин в виде направленного ациклического графа. Их применение к управлению проектными рисками обосновано в работах Дж. Перла [4; 5], Н. Фентона и М. Нила [6], Д. Хекермана [7], С. Лауритцена и Д. Шпигельхальтера [8], а в отечественной литературе – А. Н. Тырсына и А. А. Гитляк [9] и В. А. Кравца [10]. Вместе с тем применение байесовских сетей к задаче управления рисками реализации GTM-стратегий инновационных ИТ-продуктов в российском контексте импортозамещения остаётся методологически неразработанным.

Таким образом, *целью* статьи является разработка и апробация методологии применения байесовских сетей доверия для количественного управления рисками реализации Go-to-Market стратегий инновационных ИТ-продуктов на российском B2B/B2G-рынке в условиях импортозамещения. Гипотеза исследования состоит в том, что байесовские сети доверия, учитывающие каузальные зависимости между факторами риска, обеспечивают более адекватную количественную оценку совокупного риска реализации GTM-стратегии, чем классическая матрица «вероятность × влияние», систематически недооценивающая уровень совокупного риска.

Научная новизна исследования заключается в адаптации аппарата байесовских сетей к задаче управления рисками GTM-стратегий в EdTech-сегменте российского ИТ-рынка, в построении референсной сети из шести категорий рисков с формализованными условными зависимостями и в сравнительном количественном анализе диагностических и прогностических возможностей байесовского подхода и классической матрицы. Объектом исследования выступает процесс реализации GTM-стратегии инновационного ИТ-продукта в условиях импортозамещения, предметом – методологический инструментарий количественного управления его рисками. Апробация проведена на материалах российского EdTech-стартапа ООО «ДИСТЕХ», разрабатывающего платформу «Speech» для автоматизированного оценивания учебных работ на основе обработки естественного языка.



Обзор литературы

В стратегическом менеджменте Go-to-Market стратегия рассматривается как интегрированный управленческий план, координирующий организационные, маркетинговые, финансовые и регуляторные ресурсы компании для достижения заданных рыночных позиций [11; 12; 13]. В трёхуровневой иерархии А. Томпсона и А. Стрикленда [14] она выступает функциональной компонентой, операционализирующей деловую стратегию на уровне конкретных рыночных действий, и привязана к конкретному продукту, рынку и горизонту коммерциализации. Важным элементом GTM-стратегии является выбор модели роста – Product-Led, Sales-Led или Community-Led Growth и их гибридов, определяемый средним размером сделки, длительностью цикла продажи и особенностями принятия решений в клиентской организации [12; 15]. Роль бренда как инструмента стратегии вывода инновационных ИТ-продуктов на рынок и его влияние на снижение воспринимаемых потребителем рисков рассматривались авторами ранее [16].

Для российского рынка условия импортозамещения формируют специфический набор оптимальных GTM-стратегий: гарантированный B2G-спрос на отечественное ПО, требования локализации персональных данных и преимущества продуктов из реестра отечественного ПО стимулируют смещение стартапов в B2B/B2G-сегменты со стратегией «быстрого последователя» и моделью роста SLG-first [15; 17]. Реализация GTM-стратегии представляет собой многоэтапный процесс – от формирования команды и привлечения финансирования до валидации Product-Market Fit, пилотных внедрений и масштабирования, – каждый этап которого сопряжён с собственным набором рисков [12; 15; 18].

Классическая матрица рисков представляет собой двумерную дискретную шкалу вероятности и влияния, произведение оценок по которым формирует интегральный индекс риска для ранжирования рисков и выбора мер митигации; простота и наглядность обеспечили её распространение, в том числе в рамках ISO 31000:2018 и ГОСТ Р ИСО 31000-2019 [3]. Однако для задачи управления рисками GTM-стратегий матричный подход имеет ряд существенных ограничений.

Во-первых, он неявно предполагает статистическую независимость рисков, тогда как в проектной деятельности они каузально связаны (например, риск кассового разрыва зависит от отказа во включении в реестр отечественного ПО, а невалидированный Product-Market Fit – от качества Customer Development). Во-вторых, дискретность оценочных шкал не позволяет проводить непрерывный анализ чувствительности и повышает субъективность экспертных оценок. В-третьих, матрица не предоставляет формального механизма обновления оценок при поступлении новой информации по мере реализации проекта. В-четвёртых, интегральный индекс отдельного риска не позволяет количественно агрегировать совокупную



вероятность недостижения целевых показателей эффективности проекта. Эти ограничения обуславливают актуальность применения формальных моделей, учитывающих каузальные связи, непрерывные вероятностные шкалы и динамическое обновление оценок.

Байесовская сеть доверия – графическая вероятностная модель, формализующая совместное распределение конечного множества случайных величин в виде направленного ациклического графа (DAG); её концептуальные основы заложены Дж. Перлом [4]. Сеть задаётся парой (G, Θ) , где G – граф с вершинами-переменными и рёбрами условных зависимостей, а Θ – набор условных вероятностных таблиц (CPT), определяющих распределение каждой вершины при заданных значениях её родительских вершин. Совместное распределение случайных величин в байесовской сети факторизуется по правилу:

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_i P(X_i | Pa(X_i)) \quad (1)$$

где $Pa(X_i)$ – множество родительских вершин переменной X_i в графе G . Данное представление основано на свойстве условной независимости Маркова: каждая переменная условно независима от своих недетерминантов при заданных значениях её прямых родителей [4; 5].

Принципиальным преимуществом байесовских сетей является поддержка двух типов вероятностного вывода. Прогностический (прямой) вывод рассчитывает условную вероятность целевой переменной при заданных значениях факторов риска и применяется для оценки совокупного риска и сценарного моделирования. Диагностический (обратный) вывод рассчитывает условные вероятности отдельных факторов при наблюдении итоговой переменной и служит для идентификации наиболее вероятных причин отклонений и формирования адресных корректирующих мер. Формальной основой обоих типов вывода служит теорема Байеса:

$$P(A | B) = P(B | A) \cdot P(A) / P(B) \quad (2)$$

позволяющая пересчитывать апостериорные вероятности при поступлении новых свидетельств. Современные программные реализации байесовских сетей (Netica, GeNIe, Hugin, R-пакет bnlearn, Python-библиотека pgmpy) обеспечивают автоматизированный расчёт распределений в сетях произвольной сложности.

Применение байесовских сетей к управлению проектными рисками получило развитие в работах Н. Фентона и М. Нила [6], Д. Хекермана [7], С. Лауритцена и Д. Шпигельхальтера [8], а также А. Н. Тырсина и А. А. Гитляк [9] и В. А. Кравца [10], демонстрирующих их эффективность в условиях частичной наблюдаемости переменных и динамического обновления оценок.

Типовой алгоритм построения сети включает идентификацию факторов и целевой переменной, задание структуры графа и априорных распределений, формирование условных вероятностных таблиц и выполнение вероятностного вывода.

Анализ научных источников показал, что теоретико-методологические основы байесовского моделирования рисков разработаны достаточно полно, а его прикладные приложения сосредоточены преимущественно в области техногенной безопасности, качества бизнес-процессов и управления проектами общего профиля. Вместе с тем задача применения байесовских сетей доверия к управлению рисками реализации GTM-стратегий инновационных ИТ-продуктов в российском контексте импортозамещения остаётся методологически неразработанной. Восполнение этого пробела и составляет вклад настоящего исследования.

Материалы и методы

Методологическую основу исследования составляют аппарат байесовских сетей доверия, метод экспертных оценок (парные сравнения с проверкой согласованности по коэффициенту конкордации Кендалла), точный вероятностный вывод методом исключения переменных, а также сценарный и сравнительный анализ. Информационной базой послужили материалы российского EdTech-стартапа ООО «ДИСТЕХ», экспертные оценки пяти специалистов профильных областей и данные финансового моделирования проекта; в качестве нормативной базы использован ГОСТ Р ИСО 31000-2019 [3]. В соответствии с типологией барьеров коммерциализации инновационных ИТ-продуктов [15; 18; 19] идентифицировано девять факторов риска, охватывающих шесть категорий: технологическую, рыночную, финансовую, организационно-кадровую, регуляторную и конкурентную (таблица 1).

В качестве итоговой целевой переменной (Y) выбран бинарный исход «провал GTM-стратегии», операционализированный как недостижение проектом $NPV \geq 30$ млн руб. к концу четвёртого года. Пороговое значение соответствует медиане базового ($NPV = 44\,943$ тыс. руб.) и пессимистичного ($NPV = 16\,429$ тыс. руб.) сценариев финансовой модели проекта и характеризует минимально приемлемый уровень коммерческой эффективности.

Таблица 1
Идентифицированные факторы риска реализации GTM-стратегии
Table 1

Identified risk factors of GTM strategy implementation

Код	Наименование риска	Категория	Базовая вероятность
R1	Недостаточная точность NLP-моделей (< 85%)	Технологический	условная
R2	Невалидированный Product-Market Fit	Рыночный	условная
R3	Дефицит финансирования	Финансовый	0,60
R4	Кассовый разрыв до получения грантов	Финансовый	условная
R5	Вход экосистемного конкурента в нишу	Конкурентный	0,40
R6	Затяжной цикл B2G-продаж (> 12 мес.)	Рыночный	условная
R7	Ошибки ИИ при оценивании учебных работ	Технологический	условная
R8	Отказ во включении в реестр отечественного ПО	Регуляторный	0,30
R9	Срыв сроков найма ключевых специалистов	Орг.-кадровый	0,50

Источник: составлено авторами

Source: compiled by the authors

На основе экспертного анализа каузальных связей сформирован направленный ациклический граф сети с тремя структурными слоями. Слой корневых (экзогенных) переменных включает четыре фактора с априорными распределениями: дефицит финансирования (R3), срыв найма ключевых специалистов (R9), вход экосистемного конкурента (R5) и отказ во включении в реестр отечественного ПО (R8). Слой промежуточных переменных включает пять условно зависимых факторов: недостаточную точность NLP-моделей (R1), невалидированный Product-Market Fit (R2), кассовый разрыв (R4), ошибки ИИ при оценивании (R7) и затяжной цикл B2G-продаж (R6). Слой итоговой переменной содержит провал GTM-стратегии (Y), зависящий от кассового разрыва (R4), затяжного цикла продаж (R6), ошибок ИИ (R7) и дефицита финансирования (R3). Граф ациклический; его топология приведена в таблице 2.

Таблица 2

Топология направленного ациклического графа байесовской сети

Table 2

Topology of the directed acyclic graph of the Bayesian network

Узел	Тип	Родительские узлы $Pa(X)$
R3	Корневой	– (априорное распределение)
R5	Корневой	– (априорное распределение)
R8	Корневой	– (априорное распределение)
R9	Корневой	– (априорное распределение)
R1	Промежуточный	R9
R2	Промежуточный	R1, R9
R4	Промежуточный	R3, R8
R7	Промежуточный	R1
R6	Промежуточный	R2, R5, R8
Y	Итоговый исход	R3, R4, R6, R7

Источник: составлено авторами

Source: compiled by the authors

Условные вероятностные таблицы (CPT) сформированы на основе экспертных оценок методом парных сравнений. В качестве экспертов привлечены пять специалистов: руководитель проектов в EdTech, директор по продажам B2B-ПО, специалист по машинному обучению, юрист по вопросам реестра отечественного ПО и инвестиционный аналитик. Согласованность оценок подтверждена коэффициентом конкордации Кендалла ($W = 0,81$ при критическом значении $0,70$); сформированные распределения ключевых промежуточных переменных приведены в таблице 3.

Таблица 3

Условные вероятностные таблицы промежуточных переменных

Table 3

Conditional probability tables of intermediate variables

Переменная	Условие (значения родительских узлов)	P(переменная = True)
R1 (точность NLP < 85%)	R9 = true	0,70
R1 (точность NLP < 85%)	R9 = false	0,30
R2 (невалид. PMF)	R1 = true, R9 = true	0,85
R2 (невалид. PMF)	R1 = true, R9 = false	0,65
R2 (невалид. PMF)	R1 = false, R9 = true	0,55
R2 (невалид. PMF)	R1 = false, R9 = false	0,20
R4 (кассовый разрыв)	R3 = true, R8 = true	0,95
R4 (кассовый разрыв)	R3 = true, R8 = false	0,70
R4 (кассовый разрыв)	R3 = false, R8 = true	0,40
R4 (кассовый разрыв)	R3 = false, R8 = false	0,10
R7 (ошибки ИИ)	R1 = true	0,75
R7 (ошибки ИИ)	R1 = false	0,20

*Источник: рассчитано авторами на основе экспертных оценок
(метод парных сравнений; $W = 0,81$)*

*Source: calculated by the authors based on expert assessments
(pairwise comparison method; $W = 0.81$)*

Для итоговой переменной Y применена модель «зашумлённого ИЛИ» (Noisy-OR), компактно описывающая совместное влияние родительских переменных при causal-независимости их вкладов [6]. Условная вероятность провала рассчитывается по формуле:

$$P(Y = 1 \mid R_3, R_4, R_6, R_7) = 1 - (1 - l) \cdot \prod_i (1 - q_i)^{R_i} \quad (3)$$

где $l = 0,05$ – фоновая вероятность провала при отсутствии рисков; q_i – сила влияния каждого фактора ($q_{R4} = 0,80$, $q_{R6} = 0,55$, $q_{R7} = 0,40$, $q_{R3} = 0,30$). Значения параметров обоснованы данными финансового моделирования проекта.

Вероятностный вывод реализован в среде Python с использованием библиотеки `pgmpy`; для расчёта маргинальных и апостериорных распределений применён алгоритм исключения переменных (Variable Elimination), обеспечивающий точные результаты при данной размерности задачи.



Результаты и обсуждение

В базовом сценарии (без дополнительных свидетельств) маргинальные вероятности всех переменных рассчитаны по правилу полной вероятности алгоритмом исключения переменных (таблица 4).

Таблица 4

Маргинальные вероятности переменных в базовом сценарии

Table 4

Marginal probabilities of the variables in the baseline scenario

Переменная	Тип	P(X = True)
R3 (дефицит финансирования)	корневой	0,600
R9 (срыв найма)	корневой	0,500
R5 (вход конкурента)	корневой	0,400
R8 (отказ в реестре ПО)	корневой	0,300
R1 (точность NLP < 85%)	промежуточный	0,500
R2 (невалидированный PMF)	промежуточный	0,549
R4 (кассовый разрыв)	промежуточный	0,541
R6 (затяжной цикл продаж)	промежуточный	0,598
R7 (ошибки ИИ)	промежуточный	0,475
Y (провал GTM-стратегии)	итоговый	0,653

Источник: рассчитано авторами в среде Python (pgmpy)

Source: calculated by the authors in Python (pgmpy)

Маргинальная вероятность провала GTM-стратегии в базовом сценарии составила $P(Y = 1) = 0,653$. Это качественно отличается от результата классической матрицы, по которой лишь четыре из идентифицированных рисков классифицированы как критические, что создаёт впечатление управляемости совокупного риска. Байесовская модель обосновывает необходимость одновременной нейтрализации не менее трёх критических факторов.

Для оценки потенциала отдельных мер митигации рассчитаны условные вероятности провала при последовательном устранении ключевых рисков через установление соответствующих свидетельств (таблица 5).

Таблица 5

Сценарии митигации рисков и условные вероятности провала

Table 5

Risk mitigation scenarios and conditional failure probabilities

Сценарий	Свидетельство	$P(Y = 1)$	Δ к базовому
Базовый	—	0,653	—
Привлечение Pre-Seed капитала	$R3 = \text{false}$	0,431	−0,222
Найм ключевой команды	$R9 = \text{false}$	0,492	−0,161
Включение в реестр ПО	$R8 = \text{false}$	0,572	−0,081
Комбинация трёх мер	$R3, R9, R8 = \text{false}$	0,213	−0,440
Полная митигация управляемых рисков	$R3, R9, R8, R5 = \text{false}$	0,158	−0,495
Negative: отказ в реестре	$R8 = \text{true}$	0,798	+0,145
Worst case: отказ в реестре + срыв найма	$R8, R9 = \text{true}$	0,852	+0,199

Источник: рассчитано авторами

Source: calculated by the authors

Полученные результаты показывают, что ни одна изолированная мера не снижает вероятность провала ниже 0,4 – условного «приемлемого» уровня для венчурных проектов. Наибольший эффект даёт привлечение Pre-Seed капитала (−0,222), что обосновывает приоритет работы с инвесторами на подготовительном этапе. Комбинация трёх мер (финансирование, команда, реестр ПО) снижает вероятность провала более чем втрое – с 0,653 до 0,213; в негативном сценарии (отказ в реестре и срыв найма) она возрастает до 0,852.

Диагностический режим отвечает на вопрос о наиболее вероятных причинах наблюдаемого провала: апостериорные вероятности факторов при условии $Y = 1$ рассчитаны по теореме Байеса и сопоставлены с априорными (таблица 6).

Таблица 6
Апостериорные вероятности факторов риска при условии $Y = 1$
Table 6

Posterior probabilities of the risk factors given $Y = 1$

Фактор риска	Априорная вер.	Апостериорная при $Y = 1$	Δ
R3 (дефицит финансирования)	0,600	0,755	+0,155
R4 (кассовый разрыв)	0,541	0,742	+0,201
R9 (срыв найма)	0,500	0,623	+0,123
R6 (затяжной цикл продаж)	0,598	0,710	+0,112
R2 (невалидированный PMF)	0,549	0,632	+0,083
R7 (ошибки ИИ)	0,475	0,553	+0,078
R1 (точность NLP < 85%)	0,500	0,584	+0,084
R8 (отказ в реестре ПО)	0,300	0,374	+0,074
R5 (вход конкурента)	0,400	0,453	+0,053

Источник: рассчитано авторами. Жирным выделены три фактора с наибольшим приростом апостериорной вероятности

Source: calculated by the authors. The three factors with the largest increase in posterior probability are highlighted in bold

Наибольший прирост апостериорной вероятности при наблюдении провала демонстрируют финансовые факторы – кассовый разрыв (+0,201) и дефицит финансирования (+0,155), а также срыв найма ключевых специалистов (+0,123). Это обосновывает приоритет финансово-кадрового блока при анализе неудач и политику финансового резервирования (поддержание ликвидного буфера на уровне не менее трёх месяцев операционных расходов).

Для оценки прикладных преимуществ байесовского подхода проведено его сравнение с классической матрицей рисков по девяти критериям (таблица 7).

Таблица 7

Сравнительный анализ классической матрицы рисков и байесовской сети доверия

Table 7

Comparative analysis of the classical risk matrix and the Bayesian belief network

Критерий	Классическая матрица	Байесовская сеть
Учёт каузальных связей между рисками	Нет	Да
Тип оценочной шкалы	Дискретная (1–5)	Непрерывная [0; 1]
Расчёт совокупной вероятности недостижения цели	Не предусмотрен	Прямой
Сценарное моделирование при митигации	Качественное	Количественное
Динамическое обновление оценок	Не предусмотрено	По теореме Байеса
Диагностический вывод (post-mortem)	Не предусмотрен	Прямой
Сложность построения модели	Низкая	Средняя
Требования к исходным данным	Минимальные	Экспертные СРТ
Прозрачность для нетехнических ЛПР	Высокая	Средняя

Источник: составлено авторами

Source: compiled by the authors

Байесовский подход превосходит классическую матрицу по шести из девяти критериев – прежде всего в учёте каузальных связей, количественной оценке совокупного риска и сценарном моделировании. Матрица сохраняет преимущество лишь в простоте и прозрачности, что обосновывает сочетание методов: сети – для количественного анализа, матрицы – для коммуникации результатов.

Исходя из вышесказанного, принципиальным практическим выводом является неполнота картины рисков, получаемой через классическую матрицу. В кейсе ООО «ДИСТЕХ» матрица идентифицировала четыре «критических» риска и оставила впечатление управляемости, тогда как байесовская сеть, учитывающая каузальные связи, показала вероятность совокупного провала 0,653. Расхождение выводов двух методов составляет около 30 процентных пунктов, что иллюстрирует масштаб методологической погрешности матричного подхода.



Заключение

Проведённое исследование позволяет сформулировать следующие основные выводы. Во-первых, традиционная для отечественной практики матрица «вероятность × влияние» систематически недооценивает совокупный риск реализации GTM-стратегий, поскольку игнорирует каузальные связи между факторами и не агрегирует их совместное влияние на целевые показатели проекта.

Во-вторых, байесовские сети доверия обеспечивают методологически более строгий инструмент: они учитывают условные зависимости между рисками, оперируют непрерывными вероятностями, поддерживают динамическое обновление оценок и позволяют рассчитывать совокупную вероятность недостижения цели. В-третьих, апробация методологии на материалах российского EdTech-стартапа ООО «ДИСТЕХ» показала вероятность провала GTM-стратегии в базовом сценарии 0,653 против впечатления управляемости, создаваемого матрицей; комбинация трёх мер митигации снижает эту вероятность до 0,213.

В-четвёртых, диагностический режим сети идентифицирует финансово-кадровый блок (кассовый разрыв, дефицит финансирования, срыв найма) как наиболее вероятную причину провала, что обосновывает приоритет финансового резервирования и опережающего найма ключевых специалистов. В-пятых, методология применима к широкому кругу российских ИТ-стартапов ранней коммерческой стадии в B2B/B2G-сегментах; каузальная структура сети адаптируема к смежным сегментам (FinTech, MedTech, GovTech). Перспективы дальнейших исследований связаны с эмпирической верификацией условных вероятностей на данных фактических реализаций GTM-стратегий, расширением модели непрерывными переменными в рамках гибридных байесовских сетей и интеграцией динамического байесовского обновления в системы корпоративного управления проектами.

Литература

1. EdTech-рынок России вырос в 2024 году на 19%, до 144,5 млрд рублей // Smart Ranking. URL: <https://smartranking.ru>.
2. The Top 12 Reasons Startups Fail: CB Insights Report. URL: <https://www.cbinsights.com/research/report/startup-failure-reasons-top>.
3. ГОСТ Р ИСО 31000-2019. Менеджмент риска. Принципы и руководство. М.: Стандартинформ, 2020. 19 с.
4. Pearl J. Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1988. 552 p.
5. Pearl J. Causality: Models, Reasoning and Inference. 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2009. 484 p.
6. Fenton N., Neil M. Risk Assessment and Decision Analysis with Bayesian Networks. 2nd ed. Boca Raton: CRC Press, 2018. 660 p.



7. Heckerman D. A Tutorial on Learning with Bayesian Networks // Innovations in Bayesian Networks. Studies in Computational Intelligence. Vol. 156. Berlin: Springer, 2008. P. 33–82.
8. Lauritzen S.L., Spiegelhalter D.J. Local Computations with Probabilities on Graphical Structures and Their Application to Expert Systems // Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological). 1988. Vol. 50. № 2. P. 157–224. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1988.tb01721.x>.
9. Тырсин А.Н., Гитляк А.А. Байесовский подход к оценке вероятности риска техногенных аварий // Безопасность жизнедеятельности. 2020. № 5. С. 3–9.
10. Кравец В.А. Применение байесовских сетей доверия для управления качеством бизнес-процессов в условиях неопределённости // Менеджмент в России и за рубежом. 2023. № 4. С. 87–98.
11. Ансофф И. Стратегический менеджмент. Классическое издание / пер. с англ. СПб.: Питер, 2019. 344 с.
12. Гарина Е.П., Абросимова М.А., Скороходов И.С., Уткин В.Е. Виды маркетинговых стратегий, их роль в стратегии управления предприятием // Московский экономический журнал. 2022. Т. 7. № 7.
13. Мур Дж. Преодоление пропасти: маркетинг и продажи высокотехнологичных товаров массовому потребителю / пер. с англ. 3-е изд. М.: Манн, Иванов и Фербер, 2020. 320 с.
14. Томпсон А.А., Стрикленд А.Дж. Стратегический менеджмент: концепции и ситуации для анализа / пер. с англ. 21-е изд. М.: Вильямс, 2022. 800 с.
15. Жевак А.Г. Стратегия вывода нового продукта на рынок B2B в условиях высокой конкуренции // Наука и бизнес: пути развития. 2022. № 10 (136). С. 175–181.
16. Даултаев Т.Ж., Хакимова Г.Р. Бренд продукта IT-компании как инструмент стратегии вывода инновационных продуктов // Наука, образование и бизнес в современных условиях: сборник материалов Межвузовской научно-практической конференции с международным участием. СПб.: Санкт-Петербургский государственный экономический университет, 2025. С. 192–200.
17. Андреева Е.С. Принципы стратегического управления инновационной деятельностью научно-производственных предприятий в РФ // Евразийский юридический журнал. 2021. № 3 (154). С. 454–455.
18. Макушева Ю.А., Павлова И.А., Серова Л.Г. Экономическая оценка стратегии вывода нового продукта на рынок в условиях развития производственного предприятия // Экономика устойчивого развития. 2019. № 1 (37). С. 310–315.

19. Васильева Е.В. Методологии проектирования стратегии бизнеса: от дизайна продукта к проектированию платформ // Управление. 2021. Т. 9. № 2. С. 76–89.

References

1. EdTech-rynok Rossii vyros v 2024 godu na 19%, do 144,5 mlrd rublei [The Russian EdTech market grew by 19% in 2024 to RUB 144.5 billion]. Smart Ranking. Retrieved from: <https://smartranking.ru>. (In Russ.)
2. The Top 12 Reasons Startups Fail: CB Insights Report. CB Insights. Retrieved from: <https://www.cbinsights.com/research/report/startup-failure-reasons-top>. (In Eng.)
3. GOST R ISO 31000-2019. Menedzhment riska. Printsipy i rukovodstvo [GOST R ISO 31000-2019. Risk management. Principles and guidelines]. Moscow: Standartinform, 2020. 19 p. (In Russ.)
4. Pearl J. (1988). Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. San Francisco: Morgan Kaufmann. 552 p. (In Eng.)
5. Pearl J. (2009). Causality: Models, Reasoning and Inference. 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press. 484 p. (In Eng.)
6. Fenton N., Neil M. (2018). Risk Assessment and Decision Analysis with Bayesian Networks. 2nd ed. Boca Raton: CRC Press. 660 p. (In Eng.)
7. Heckerman D. (2008). A Tutorial on Learning with Bayesian Networks. In: Innovations in Bayesian Networks. Studies in Computational Intelligence, 156, 33–82. Berlin: Springer. (In Eng.)
8. Lauritzen S.L., Spiegelhalter D.J. (1988). Local Computations with Probabilities on Graphical Structures and Their Application to Expert Systems. Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), 50(2), 157–224. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1988.tb01721.x>. (In Eng.)
9. Tyrsin A.N., Gitlyak A.A. (2020). Baiesovskii podkhod k otsenke veroyatnosti riska tekhnogennykh avarii [Bayesian approach to assessing the probability of risk of man-made accidents]. Bezopasnost' zhiznedeyatel'nosti [Life Safety], 5, 3–9. (In Russ., abstract in Eng.)
10. Kravets V.A. (2023). Primenenie baiesovskikh setei doveriya dlya upravleniya kachestvom biznes-protsessov v usloviyakh neopredelennosti [Application of Bayesian belief networks for business process quality management under uncertainty]. Menedzhment v Rossii i za rubezhom [Management in Russia and Abroad], 4, 87–98. (In Russ., abstract in Eng.)
11. Ansoff I. (2019). Strategicheskii menedzhment. Klassicheskoe izdanie [Strategic Management. Classic Edition]. Trans. from Eng. St. Petersburg: Piter. 344 p. (In Russ.)
12. Garina E.P., Abrosimova M.A., Skorokhodov I.S., Utkin V.E. (2022). Vidy marketingovykh strategii, ikh rol' v strategii upravleniya predpriyatiem [Types of marketing strategies and their role in enterprise management strategy].



Moskovskii ekonomicheskii zhurnal [Moscow Economic Journal], 7(7). (In Russ., abstract in Eng.)

13. Moore G. (2020). Preodolenie propasti: marketing i prodazhi vysokotekhnologichnykh tovarov massovomu potrebitelyu [Crossing the Chasm: Marketing and Selling High-Tech Products to Mainstream Customers]. Trans. from Eng. 3rd ed. Moscow: Mann, Ivanov i Ferber. 320 p. (In Russ.)

14. Thompson A.A., Strickland A.J. (2022). Strategicheskii menedzhment: kontseptsii i situatsii dlya analiza [Strategic Management: Concepts and Cases for Analysis]. Trans. from Eng. 21st ed. Moscow: Williams. 800 p. (In Russ.)

15. Zhevak A.G. (2022). Strategiya vyvoda novogo produkta na rynek B2B v usloviyakh vysokoi konkurentsii [Strategy for launching a new product in the B2B market under high competition]. Nauka i biznes: puti razvitiya [Science and Business: Development Ways], 10(136), 175–181. (In Russ., abstract in Eng.)

16. Daultaev T.Zh., Khakimova G.R. (2025). Brend produkta IT-kompanii kak instrument strategii vyvoda innovatsionnykh produktov [IT company product brand as a tool for innovative product launch strategy]. Nauka, obrazovanie i biznes v sovremennykh usloviyakh: sbornik materialov Mezhvuzovskoi nauchno-prakticheskoi konferentsii s mezhdunarodnym uchastiem [Science, Education and Business in Modern Conditions: Proceedings of the Interuniversity Scientific and Practical Conference with International Participation]. St. Petersburg: Saint Petersburg State University of Economics, 192–200. (In Russ.)

17. Andreeva E.S. (2021). Printsipy strategicheskogo upravleniya innovatsionnoi deyatel'nost'yu nauchno-proizvodstvennykh predpriyatii v RF [Principles of strategic management of innovative activities of research and production enterprises in the Russian Federation]. Evraziiskii yuridicheskii zhurnal [Eurasian Law Journal], 3(154), 454–455. (In Russ., abstract in Eng.)

18. Makusheva Yu.A., Pavlova I.A., Serova L.G. (2019). Ekonomicheskaya otsenka strategii vyvoda novogo produkta na rynek v usloviyakh razvitiya proizvodstvennogo predpriyatiya [Economic evaluation of a new product market launch strategy in the context of manufacturing enterprise development]. Ekonomika ustoichivogo razvitiya [Economics of Sustainable Development], 1(37), 310–315. (In Russ., abstract in Eng.)

19. Vasil'eva E.V. (2021). Metodologii proektirovaniya strategii biznesa: ot dizaina produkta k proektirovaniyu platform [Business strategy design methodologies: from product design to platform design]. Upravlenie [Management], 9(2), 76–89. (In Russ., abstract in Eng.)

© Даултаев Т.Ж., Никитин А.С., 2026