

ЭКОНОМИКО-МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

УДК: 519.866

JEL: C61, O31, O32, O33

Экономико-математические модели научно-технологического прогнозирования на основе подходов жизненного цикла инноваций**С.В. Шкодинский**, д.э.н., профессор<https://orcid.org/0000-0002-5853-3585>; SPIN-код (РИНЦ): 5372-2519

Scopus author ID: 57192955537

e-mail: sh-serg@bk.ru

К.С. Хачатурян, д.э.н., профессор<https://orcid.org/0000-0002-3441-5859>; SPIN-код (РИНЦ): 8409-6371

Scopus author ID: 57190859875

e-mail: kara111315hks@yandex.ru

Для цитирования

Шкодинский С.В., Хачатурян К.С. Экономико-математические модели научно-технологического прогнозирования на основе подходов жизненного цикла инноваций // Проблемы рыночной экономики. – 2025. – № S1. – С. 125-144.

DOI: 10.33051/2500-2325-2025-S1-125-144**Аннотация**

В статье представлен комплексный теоретический анализ современных экономико-математических моделей, применяемых для научно-технологического прогнозирования на основе концепции жизненного цикла инноваций. Рассматриваются основные методологические подходы к моделированию инновационных процессов, включая стохастические, детерминированные и гибридные модели. Особое внимание уделяется математическому аппарату описания различных стадий жизненного цикла инноваций: от зарождения идеи до коммерциализации и диффузии технологий. Проведен сравнительный анализ существующих моделей прогнозирования, выявлены их преимущества и ограничения. Исследуются возможности применения современных методов машинного обучения и искусственного интеллекта для повышения точности прогнозов. Предложены направления совершенствования методологии экономико-математического моделирования для повышения точности научно-технологических прогнозов. Результаты исследования могут быть использованы при разработке стратегий инновационного развития и формировании научно-технической политики.

Ключевые слова: экономико-математические модели, научно-технологическое прогнозирование, жизненный цикл инноваций, инновационные процессы, математическое моделирование, диффузия инноваций, технологические циклы, прогностические модели, стохастические процессы, инновационное развитие.

Economic-mathematical models of scientific and technological forecasting based on innovation life cycle approaches**Sergey V. Shkodinsky**, Dr. of Sci. (Econ.), Professor<https://orcid.org/0000-0002-5853-3585>; SPIN-code (RSCI): 5372-2519

Scopus author ID: 57192955537

e-mail: sh-serg@bk.ru

Karine S. Khachaturyan, Dr. of Sci. (Econ.), Professor
<https://orcid.org/0000-0002-3441-5859>; SPIN-code (RSCI): 8409-6371
Scopus author ID: 57190859875
e-mail: kara111315hks@yandex.ru

For citation

Shkodinsky S.V., Khachaturyan K.S. Economic-mathematical models of scientific and technological forecasting based on innovation life cycle approaches // Market economy problems. – 2025. – No. S1. – Pp. 125-144 (In Russian).

DOI: 10.33051/2500-2325-2025-S1-125-144

Abstract

The article presents a comprehensive theoretical analysis of modern economic and mathematical models used for scientific and technological forecasting based on the concept of the innovation lifecycle. It discusses the main methodological approaches to modeling innovative processes, including stochastic, deterministic, and hybrid models. Special attention is given to the mathematical apparatus for describing various stages of the innovation lifecycle: from the emergence of an idea to commercialization and technology diffusion. A comparative analysis of existing forecasting models is conducted, revealing their advantages and limitations. The possibilities of applying modern machine learning methods are explored. The possibilities of applying modern methods of machine learning and artificial intelligence to improve the accuracy of forecasts are being explored. Directions for improving the methodology of economic-mathematical modeling to enhance the precision of scientific and technological forecasts have been proposed. The results of the research can be used in the designing of innovation development strategies and the formation of scientific and technological policy.

Keywords: *economic-mathematical models, scientific and technological forecasting, innovation life cycle, innovation processes, mathematical modeling, diffusion of innovations, technological cycles, forecasting models, stochastic processes, innovative development.*

Введение

Современная экономическая наука все чаще обращается к методам математического моделирования для решения задач прогнозирования научно-технологического развития. Особую актуальность данная проблематика приобретает в условиях ускорения темпов технологических изменений и сокращения жизненных циклов инноваций. Способность адекватно прогнозировать траектории развития новых технологий становится критически важным фактором конкурентоспособности как отдельных компаний, так и национальных экономик в целом. В эпоху четвертой промышленной революции, характеризующейся конвергенцией физических, цифровых и биологических технологий, традиционные методы прогнозирования часто оказываются недостаточными для учета всей сложности и взаимосвязанности инновационных процессов.

Концепция жизненного цикла инноваций, впервые систематически изложенная в работах Й. Шумпетера (Schumpeter, J. A., 1964) и развитая в трудах Г. Менша, К. Фримена, К. Перес и других исследователей, предоставляет методологическую основу для понимания закономерностей развития технологических систем. Согласно данной концепции, каждая инновация проходит через определенные стадии развития: от зарождения идеи и проведения научных исследований до коммерциализации, широкого распространения и последующего замещения новыми технологиями. Шумпетер (Schumpeter, J. A., 1964, p. 81) выделял пять типов инноваций: создание нового продукта, внедрение нового метода производства, освоение нового рынка сбыта, получение нового источника сырья и проведение реорганизации. Каждый из этих типов характеризуется своими особенностями жизненного цикла, что требует применения различных подходов к моделированию.

Развитие теории жизненного цикла инноваций в работах современных исследователей привело к формированию нескольких ключевых направлений. Первое направление связано с изучением S-образных кривых технологического развития, впервые предложенных Р. Фостером. Эти кривые отражают нелинейный характер улучшения технологических характеристик во времени: медленный рост на начальной стадии, быстрое развитие в период зрелости и замедление по мере приближения к технологическим пределам. Второе направление фокусируется на анализе диффузии инноваций, основываясь на классических работах Э. Роджерса (Rogers, E. M., Singhal, A., Quinlan, M. M. 2014), который выделил пять категорий, принимающих инновации: новаторы, ранние последователи, раннее большинство, позднее большинство и отстающие. Третье направление исследует взаимодействие между различными технологиями и формирование технологических парадигм, как это описано в работах Дж. Доси (Dosi, G., 1982).

Математическое моделирование жизненного цикла инноваций позволяет формализовать эти процессы и создать инструментарий для количественного анализа и прогнозирования. В научной литературе представлен широкий спектр моделей, различающихся как по используемому математическому аппарату, так и по объекту моделирования. Среди наиболее распространенных подходов можно выделить логистические модели диффузии инноваций, модели на основе S-образных кривых, стохастические модели технологических изменений, агент-ориентированные модели инновационных процессов. Каждый из этих подходов имеет свои преимущества и ограничения, определяющие область их эффективного применения.

Как показано на рисунке 1, различные типы инноваций характеризуются разными параметрами S-образных кривых диффузии. Радикальные инновации обычно имеют более крутую кривую роста, но и более длительный начальный период внедрения. Базовые инновации демонстрируют умеренные темпы распространения, в то время как улучшающие инновации могут иметь более пологую траекторию развития. Анализ скорости диффузии (рисунок 1б) показывает, что пик скорости распространения для разных типов инноваций достигается в разное время, что имеет важное значение для планирования инновационной деятельности и оценки оптимального времени входа на рынок.

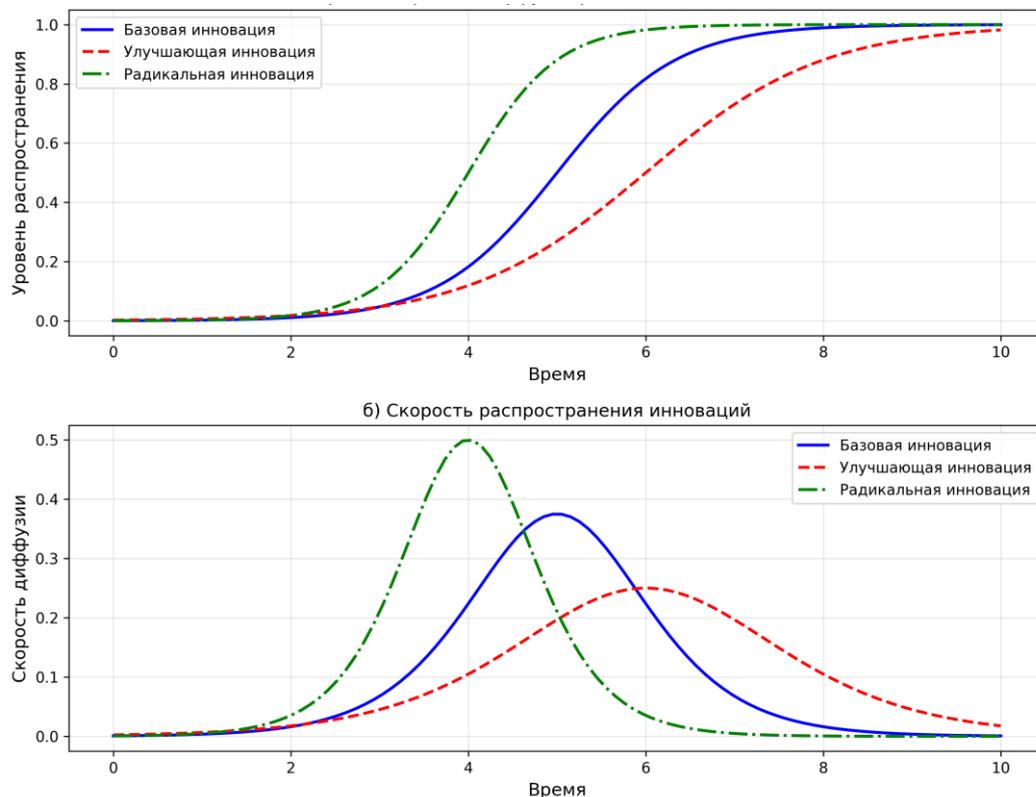


Рис. 1. Динамика распространения различных типов инноваций

Исторический анализ развития методов моделирования инновационных процессов показывает их эволюцию от простых линейных моделей к сложным нелинейным системам. Первые попытки математического описания распространения инноваций были предприняты в 1960-х годах, когда Э. Мэнсфилд предложил использовать логистическую функцию для моделирования диффузии новых технологий в промышленности. Его работы (Mansfield, E., 1961). показали, что скорость принятия новой технологии фирмами зависит от ее прибыльности, размера необходимых инвестиций и степени неопределенности. В 1969 году Ф. Басс разработал свою знаменитую модель (Bass, F.M., 1969), которая учитывала, как внешние факторы (реклама, маркетинг), так и внутренние (влияние уже принявших инновацию на потенциальных пользователей). Эта модель стала основой для множества последующих разработок и до сих пор широко применяется в практике прогнозирования.

В 1970-1980-х годах произошел переход от детерминированных к стохастическим моделям. Исследователи осознали, что инновационные процессы характеризуются высокой степенью неопределенности, и начали применять методы теории вероятностей и случайных процессов. Важный вклад в развитие стохастических моделей внесли работы Н. Розенберга по изучению неопределенности в технологических изменениях (Rosenberg N., 1976). и исследования Р. Нельсона и С. Уинтера по эволюционной экономике (Nelson, R. R., Winter, S. G., 1985). Они показали, что технологическое развитие можно рассматривать как эволюционный процесс, в котором новые технологии возникают через механизмы вариации и отбора, аналогичные биологической эволюции.

Современный этап развития моделирования инновационных процессов характеризуется применением методов теории сложных систем и компьютерного моделирования. Агент-ориентированные модели позволяют учитывать гетерогенность участников инновационного процесса и эмерджентные свойства системы. Методы машинного обучения и анализа больших данных открывают новые возможности для выявления скрытых закономерностей и повышения точности прогнозов. Особое внимание уделяется моделированию инновационных экосистем и платформенных технологий, где успех отдельной инновации зависит от развития целой системы взаимосвязанных технологий и участников.

Несмотря на значительные достижения в области экономико-математического моделирования инновационных процессов, многие аспекты остаются недостаточно изученными. В частности, существующие модели часто не учитывают нелинейный характер взаимодействия между различными стадиями жизненного цикла, влияние институциональных факторов, роль сетевых эффектов и экстерналий. Кроме того, большинство моделей ориентированы на анализ отдельных технологий или инноваций, в то время как в реальности наблюдается сложное взаимодействие множества технологических траекторий. Проблема усложняется тем, что современные инновации часто имеют междисциплинарный характер и развиваются на стыке различных областей знания, что требует новых подходов к моделированию.

Важной проблемой остается учет географических и культурных факторов в моделях диффузии инноваций. Скорость и характер распространения новых технологий существенно различаются между странами и регионами, что обусловлено различиями в уровне экономического развития, институциональной среде, культурных особенностях. Например, диффузия мобильных технологий в развивающихся странах часто происходит по иной траектории, чем в развитых, с пропуском некоторых промежуточных стадий (феномен "технологического прыжка"). Существующие модели редко учитывают такие особенности, что ограничивает их применимость для глобального прогнозирования.

Целью настоящего исследования является систематизация и критический анализ современных экономико-математических моделей научно-технологического прогнозирования, основанных на концепции жизненного цикла инноваций. Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи: во-первых, проводится классификация существующих моделей по различным критериям; во-вторых, анализируются математические методы, применяемые для описания различных стадий жизненного цикла; в-третьих, выявляются ограничения существующих подходов и предлагаются направления их совершенствования; в-четвертых, рассматриваются перспективы применения новых математических методов для повышения

качества прогнозов; в-пятых, исследуются возможности интеграции различных типов моделей для создания комплексных систем прогнозирования.

Научная новизна исследования заключается в комплексном подходе к анализу моделей научно-технологического прогнозирования, учитывающем современные тенденции развития математических методов и вычислительных технологий. В отличие от существующих обзоров, фокусирующихся на отдельных классах моделей, данная работа рассматривает весь спектр подходов в их взаимосвязи и эволюции. Особое внимание уделяется анализу возможностей применения методов искусственного интеллекта и машинного обучения для повышения качества прогнозов, что представляет собой новое и быстро развивающееся направление в данной области.

Методы

Методологическую основу исследования составляет системный подход к анализу экономико-математических моделей научно-технологического прогнозирования. В работе применяется комплекс методов теоретического исследования, включающий сравнительный анализ, классификацию, обобщение и систематизацию научных подходов к моделированию инновационных процессов. Системный подход позволяет рассматривать модели не изолированно, а во взаимосвязи с контекстом их применения, учитывая, как внутреннюю структуру моделей, так и внешние факторы, влияющие на их эффективность.

Для классификации моделей используется многокритериальный подход, учитывающий следующие параметры: тип используемого математического аппарата (детерминированные, стохастические, нечеткие модели), уровень агрегирования (микро-, мезо-, макромоделли), временной горизонт прогнозирования (краткосрочные, среднесрочные, долгосрочные), объект моделирования (отдельные технологии, технологические кластеры, инновационные системы), характер учитываемых факторов (эндогенные, экзогенные), степень формализации (полностью формализованные, частично формализованные, концептуальные), тип данных (количественные, качественные, смешанные).

Анализ математических методов проводится с позиций их адекватности для описания специфики различных стадий жизненного цикла инноваций. При этом учитываются такие критерии, как способность модели отражать нелинейную динамику процессов, учет стохастической природы инновационной деятельности, возможность инкорпорирования качественных факторов, вычислительная сложность и требования к исходным данным. Особое внимание уделяется анализу робастности моделей - их способности давать устойчивые результаты при изменении входных параметров и начальных условий. Для оценки робастности применяются методы анализа чувствительности и Монте-Карло симуляции.

Методология исследования включает также эмпирический анализ применения различных моделей для прогнозирования конкретных технологий. Проводится ретроспективный анализ точности прогнозов, сделанных с использованием различных моделей, что позволяет оценить их практическую эффективность. Для этого собираются данные о прогнозах развития технологий, сделанных в прошлом, и сравниваются с фактическими траекториями их развития. Такой подход позволяет выявить систематические ошибки различных типов моделей и определить условия их наиболее эффективного применения.

Как представлено в таблице 1, для каждой стадии жизненного цикла инноваций характерны свои особенности, которые требуют применения специфического математического инструментария. На ранних стадиях, характеризующихся высокой неопределенностью, наиболее адекватными являются стохастические модели и методы теории реальных опционов. По мере развития инновации и снижения неопределенности становится возможным применение более детерминированных подходов. Важно отметить, что границы между стадиями часто размыты, и переход от одной стадии к другой может происходить нелинейно, что требует применения гибридных моделей.

Таблица 1

Соответствие стадий жизненного цикла инноваций и математических моделей

Стадия жизненного цикла	Основные характеристики	Типичные модели	Математический аппарат
-------------------------	-------------------------	-----------------	------------------------

Зарождение	Высокая неопределенность, малое число участников	Модели реальных опционов	Стохастические дифференциальные уравнения
Развитие	Рост инвестиций, формирование рынка	Модели диффузии Басса	Дифференциальные уравнения
Зрелость	Стабилизация рынка, конкуренция	Логистические модели	Нелинейные функции
Насыщение	Замедление роста, поиск новых применений	Модели технологической субституции	Системы уравнений
Спад	Вытеснение новыми технологиями	Модели конкуренции технологий	Марковские процессы

Для выявления ограничений существующих моделей применяется критический анализ их базовых предпосылок и сопоставление получаемых результатов с эмпирическими данными. Особое внимание уделяется анализу робастности моделей, то есть их способности давать устойчивые прогнозы при изменении исходных параметров и предположений. Проводится анализ источников неопределенности в моделях: параметрическая неопределенность (неточность оценки параметров), структурная неопределенность (неадекватность структуры модели реальным процессам), стохастическая неопределенность (случайные флуктуации в системе). Для каждого типа неопределенности рассматриваются методы ее учета и минимизации влияния на качество прогнозов.

В рамках исследования проводится сравнительный анализ подходов к валидации моделей. Рассматриваются различные методы валидации: историческая валидация (проверка способности модели воспроизводить известные данные), перекрестная валидация (проверка на независимых выборках), экспертная валидация (оценка адекватности модели экспертами в предметной области), структурная валидация (проверка соответствия структуры модели теоретическим представлениям о моделируемом процессе). Анализируются преимущества и ограничения каждого метода валидации, а также возможности их комбинирования для повышения надежности оценки качества моделей.

Методология исследования включает анализ современных вычислительных методов, применяемых для реализации моделей научно-технологического прогнозирования. Рассматриваются методы численного решения дифференциальных уравнений, алгоритмы оптимизации для калибровки параметров, методы Монте-Карло для учета стохастичности, алгоритмы машинного обучения для выявления паттернов в данных. Особое внимание уделяется вопросам вычислительной эффективности, особенно важным для агент-ориентированных моделей и моделей с большим числом параметров. Анализируются возможности применения параллельных вычислений и облачных технологий для решения вычислительно сложных задач моделирования.

В рамках исследования также проводится обзор новейших математических методов, которые могут быть применены для совершенствования моделей научно-технологического прогнозирования. К таким методам относятся машинное обучение, нейронные сети, генетические алгоритмы, методы анализа больших данных. Оценивается потенциал их интеграции с классическими подходами к моделированию жизненного цикла инноваций. Рассматриваются примеры успешного применения этих методов в смежных областях и анализируются возможности их адаптации для задач научно-технологического прогнозирования. Особое внимание уделяется методам глубокого обучения, которые показали впечатляющие результаты в задачах распознавания паттернов и могут быть применены для анализа больших массивов данных о технологическом развитии.

Важным элементом методологии является анализ источников данных для моделирования инновационных процессов. Рассматриваются традиционные источники (статистические данные о продажах, патентная статистика, данные о НИОКР) и новые источники (социальные сети, новостные потоки, научные публикации, технологические стандарты). Анализируются методы обработки и интеграции разнородных данных, включая методы обработки естественного языка

для анализа текстовых источников, методы анализа сетей для изучения взаимосвязей между технологиями и организациями, методы временных рядов для анализа динамики показателей. Особое внимание уделяется проблеме качества данных и методам его обеспечения.

Результаты и обсуждения

Проведенный анализ позволил выявить основные классы экономико-математических моделей, применяемых для научно-технологического прогнозирования на основе концепции жизненного цикла инноваций. Установлено, что современный инструментарий моделирования можно разделить на несколько основных групп, каждая из которых имеет свои преимущества и ограничения. Систематизация моделей показала, что их развитие шло по пути усложнения математического аппарата и учета все большего числа факторов, влияющих на инновационные процессы. При этом наблюдается тенденция к интеграции различных подходов и созданию гибридных моделей, сочетающих преимущества разных методологий.

Первую группу составляют модели диффузии инноваций, основанные на классической модели Басса и ее модификациях. Базовая модель Басса (Bass, F.M., 1969). описывается дифференциальным уравнением, отражающим динамику числа принявших инновацию во времени. Математическая формулировка модели основана на предположении, что скорость принятия инновации пропорциональна произведению числа уже принявших и числа потенциальных пользователей:

$$dN(t)/dt = [p + q \cdot N(t)/M] \cdot [M - N(t)]$$

где $N(t)$ - число принявших инновацию к моменту времени t , M - потенциальный размер рынка, p - коэффициент инновации (внешнее влияние), q - коэффициент имитации (внутреннее влияние). Данная модель хорошо описывает S-образную кривую распространения инноваций, однако имеет ряд ограничений, связанных с предположением о постоянстве параметров и однородности рынка. Решение этого уравнения имеет вид:

$$N(t) = M \cdot [(1 - e^{-(p+q)t}) / (1 + (q/p) \cdot e^{-(p+q)t})]$$

Анализ применения модели Басса к различным технологиям показывает, что значения параметров p и q существенно варьируются в зависимости от типа инновации. Для потребительских товаров типичные значения составляют $p = 0.03$, $q = 0.38$, что означает преобладание внутреннего влияния (имитации) над внешним (инновацией). Для промышленных технологий характерны более низкие значения обоих параметров, что отражает более медленный процесс диффузии. Исследования показывают, что параметр q обычно превышает p в 10-15 раз, что подтверждает важность социального влияния в процессе распространения инноваций.

Современные модификации модели Басса включают учет различных факторов: ценовой динамики, рекламного воздействия, сетевых эффектов, конкуренции между технологиями. Например, обобщенная модель Басса с учетом маркетинговых усилий имеет вид:

$$dN(t)/dt = [p(t) + q \cdot N(t)/M] \cdot [M - N(t)] \cdot x(t)$$

где $p(t)$ - изменяющийся во времени коэффициент инновации, $x(t)$ - функция, отражающая влияние маркетинговых усилий или других внешних факторов. Частным случаем является модель с экспоненциально убывающей ценой:

$$x(t) = [P(0)/P(t)]^\eta$$

где $P(t)$ - цена продукта, η - эластичность спроса по цене. Такие модификации позволяют более точно описывать реальные процессы диффузии, но требуют оценки дополнительных параметров.

На рисунке 2 представлены различные типы моделей диффузии инноваций. Классическая модель Басса (рисунок 2а) демонстрирует типичную S-образную кривую распространения инновации. Модель конкуренции технологий (рисунок 2б) показывает, как новая технология может вытеснять существующую. Стохастическая модель (рисунок 2в) учитывает случайные флуктуации в процессе диффузии. Многостадийная модель (рисунок 2г) отражает последовательное прохождение инновацией различных стадий развития. Сравнительный анализ этих моделей показывает, что выбор конкретного подхода должен определяться характером моделируемого процесса и доступностью данных.

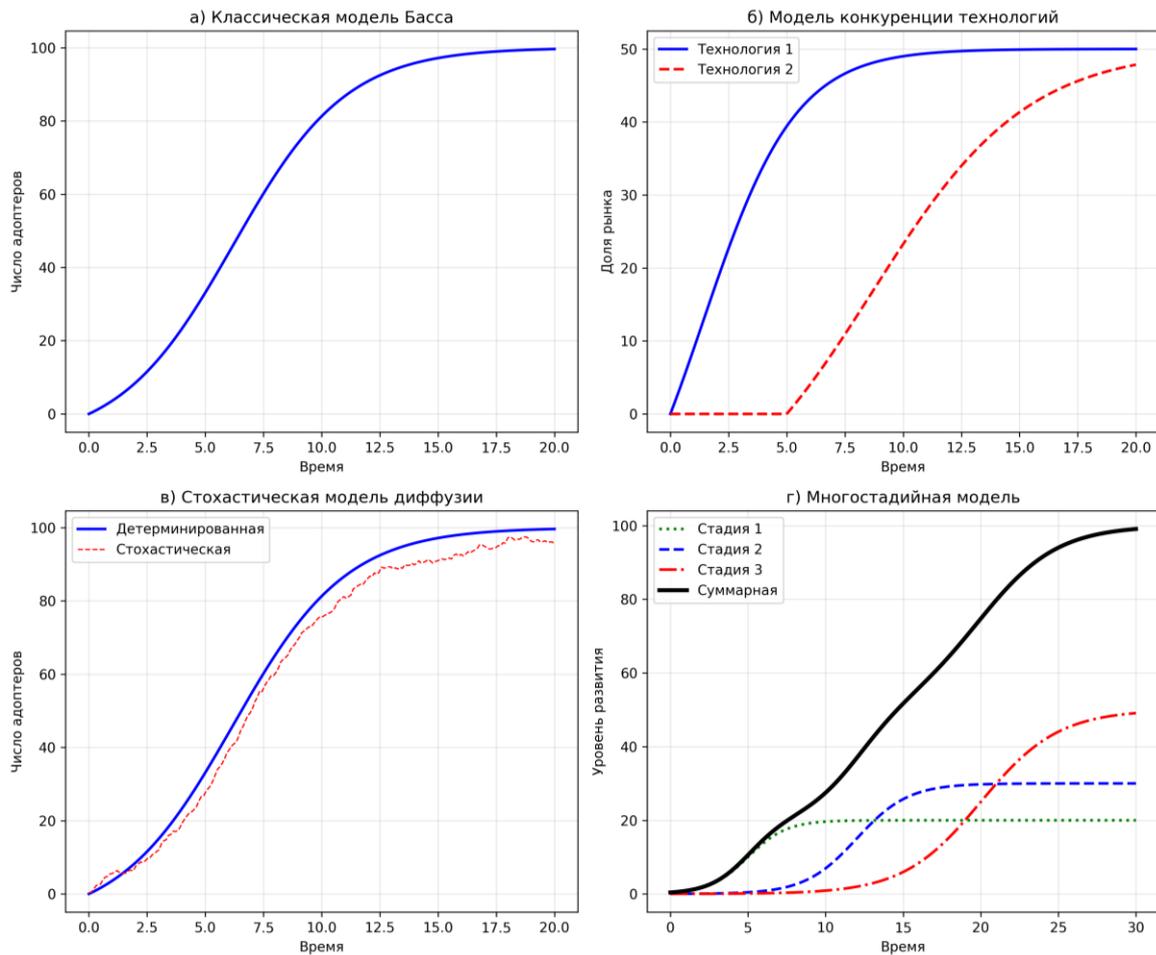


Рис. 2. Различные типы моделей диффузии инноваций

Особый интерес представляют модели, учитывающие пространственную диффузию инноваций. Географическое распространение новых технологий часто происходит неравномерно, начинаясь с крупных городов и инновационных центров и постепенно охватывая периферийные регионы. Математически это можно описать с помощью уравнений реакции-диффузии:

$$\frac{\partial N(x,t)}{\partial t} = D \cdot \nabla^2 N(x,t) + [p + q \cdot N(x,t)/M] \cdot [M - N(x,t)]$$

где $N(x,t)$ - плотность принявших инновацию в точке x в момент времени t , D - коэффициент пространственной диффузии, ∇^2 - оператор Лапласа. Первый член уравнения описывает пространственное распространение, второй - локальную динамику принятия инновации. Решение таких уравнений позволяет прогнозировать не только временную, но и пространственную динамику распространения технологий.

Вторую группу моделей составляют стохастические модели технологических изменений. Эти модели учитывают неопределенность, присущую инновационным процессам, и позволяют оценивать вероятностные характеристики развития технологий. Одним из распространенных подходов является использование геометрического броуновского движения для моделирования эволюции технологических параметров:

$$dX(t) = \mu X(t)dt + \sigma X(t)dW(t)$$

где $X(t)$ - технологический параметр (например, производительность или эффективность), μ - средний темп роста, σ - волатильность, $W(t)$ - винеровский процесс. Данный подход позволяет учитывать, как детерминированный тренд технологического развития, так и случайные отклонения от него. Решение этого стохастического дифференциального уравнения дает логнормальное распределение технологического параметра:

$$X(t) = X(0) \cdot \exp[(\mu - \sigma^2/2)t + \sigma W(t)]$$

Анализ эмпирических данных показывает, что для многих технологий параметр волатильности σ находится в диапазоне 0.1-0.3, что соответствует годовой волатильности 10-30%. Это означает существенную неопределенность в прогнозах технологического развития даже при известном среднем темпе роста. Для радикальных инноваций волатильность может быть еще выше, достигая 50% и более.

Более сложные стохастические модели включают процессы с переключением режимов, позволяющие моделировать технологические прорывы и кризисы. Например, модель Маркова с переключением режимов может описывать переходы между различными состояниями технологического развития:

$$P(S(t+1) = j | S(t) = i) = \pi_{ij}$$

где $S(t)$ - состояние системы в момент t , π_{ij} - вероятность перехода из состояния i в состояние j . Такие модели особенно полезны для анализа радикальных инноваций, которые могут кардинально изменить траекторию технологического развития. Типичная модель может включать три состояния: нормальное развитие, ускоренный рост (технологический прорыв) и стагнация. Матрица переходных вероятностей определяется на основе исторических данных или экспертных оценок.

В таблице 2 представлена сравнительная характеристика основных типов моделей научно-технологического прогнозирования. Как видно из таблицы, каждый тип моделей имеет свою область наиболее эффективного применения. Выбор конкретной модели должен определяться характером решаемой задачи, доступностью данных и требуемым горизонтом прогнозирования. Важно отметить, что точность прогноза зависит не только от типа модели, но и от качества исходных данных и правильности калибровки параметров.

Таблица 2

Сравнительная характеристика основных типов моделей

Тип модели	Преимущества	Ограничения	Область применения	Точность прогноза
Модели диффузии	Простота, интерпретируемость	Детерминированность	Массовые технологии	Высокая на средних стадиях
Стохастические модели	Учет неопределенности	Сложность калибровки	Ранние стадии развития	Средняя
Агентные модели	Учет гетерогенности	Вычислительная сложность	Сложные системы	Зависит от калибровки
Гибридные модели	Комплексность	Множество параметров	Комплексные прогнозы	Потенциально высокая

Третью группу составляют агент-ориентированные модели, которые позволяют учитывать гетерогенность участников инновационного процесса и их взаимодействие. В таких моделях каждый агент (фирма, потребитель, исследователь) имеет свои характеристики и правила поведения. Динамика системы в целом возникает как результат взаимодействия множества агентов. Математически поведение i -го агента может быть описано системой правил:

$$a_i(t+1) = f(s_i(t), \{s_j(t)\}_{j \in N_i}, \epsilon_i(t))$$

где $a_i(t)$ - действие агента i в момент времени t , $s_i(t)$ - состояние агента, $\{s_j(t)\}_{j \in N_i}$ - состояния соседей агента в сети взаимодействий, $\epsilon_i(t)$ - случайная компонента. Функция f определяет правила принятия решений, которые могут быть основаны на различных принципах: максимизация полезности, следование социальным нормам, имитация успешных стратегий.

Типичная агент-ориентированная модель инновационной диффузии включает следующие элементы: множество агентов-потребителей с различными характеристиками (доход, предпочтения, социальные связи); правила принятия решений об адопции инновации; механизмы социального влияния и обучения; динамику характеристик самой инновации (цена, качество). Преимуществом таких моделей является возможность учета эмерджентных эффектов - явлений, возникающих на макроуровне в результате взаимодействий на микроуровне и не выводимых напрямую из свойств отдельных агентов.

Рисунок 3 иллюстрирует расширенную схему взаимодействия основных элементов инновационной системы. Сплошные стрелки показывают прямые связи в процессе создания и коммерциализации инноваций, пунктирные - обратные связи, отражающие влияние рыночных сигналов и производственного опыта на направления исследований и разработок. Цветные стрелки показывают влияние государственной политики и инфраструктуры на инновационную систему. Такая схема лежит в основе системных моделей инновационного развития и позволяет учесть многообразие факторов, влияющих на инновационные процессы.

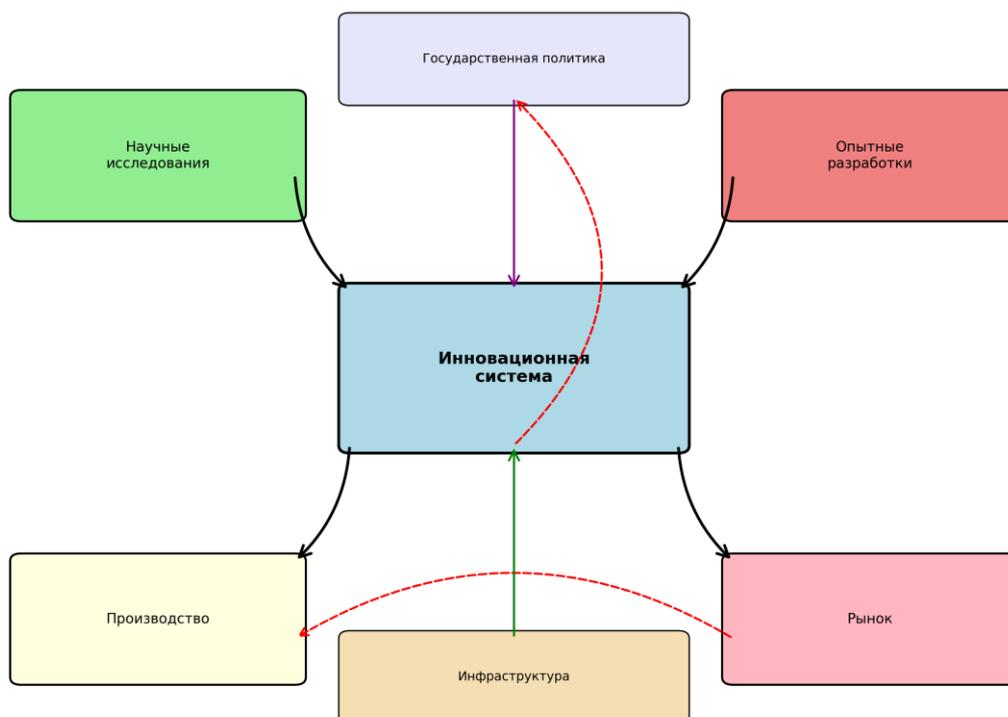


Рис. 3. Расширенная схема взаимодействия элементов в инновационной системе

Примером успешной реализации агент-ориентированного подхода является модель SKIN (Simulating Knowledge Dynamics in Innovation Networks), разработанная для изучения динамики инновационных сетей. В этой модели агенты-фирмы характеризуются набором компетенций (вектором знаний), которые они могут комбинировать для создания инноваций. Фирмы могут формировать альянсы для объединения компетенций, что позволяет моделировать процессы открытых инноваций. Модель успешно воспроизводит эмпирически наблюдаемые закономерности: степенное распределение размеров фирм, кластеризацию в инновационных сетях, циклы технологического развития.

Четвертую группу образуют гибридные модели, сочетающие элементы различных подходов. Например, модели, интегрирующие диффузионную динамику со стохастическими элементами, или агент-ориентированные модели с включением уравнений системной динамики. Такие модели позволяют преодолеть ограничения отдельных подходов и получить более реалистичное описание инновационных процессов. Математически гибридные модели часто представляются в виде системы связанных уравнений разного типа.

Примером гибридной модели может служить комбинация модели Басса с элементами теории игр для описания конкуренции между инновациями. В такой модели параметры диффузии зависят от стратегических решений фирм-производителей:

$$dN_i(t)/dt = [p_i(a_i) + q_i \cdot N_i(t)/M] \cdot [M - \sum N_j(t)]$$

где $N_i(t)$ - число пользователей i -й технологии, a_i - вектор стратегических переменных (цена, качество, маркетинг) i -й фирмы, $p_i(a_i)$ - коэффициент инновации, зависящий от стратегии фирмы. Оптимальные стратегии фирм определяются из решения задачи максимизации прибыли с учетом реакции конкурентов. Такой подход позволяет эндогенно определять траектории

технологического развития и анализировать влияние конкурентной среды на скорость диффузии инноваций.

Анализ существующих моделей выявил ряд общих ограничений. Во-первых, большинство моделей предполагает относительную стабильность внешней среды, что не всегда соответствует реальности, особенно в периоды технологических революций. Во-вторых, модели часто не учитывают институциональные факторы, которые могут существенно влиять на скорость и направление инновационных процессов. В-третьих, проблемой остается учет взаимозависимости различных технологий и формирования технологических экосистем. В-четвертых, большинство моделей ориентировано на анализ отдельных инноваций, в то время как в реальности наблюдается сложное взаимодействие множества инновационных процессов.

Таблица 3 демонстрирует разрыв между важностью различных контекстуальных факторов для инновационных процессов и степенью их учета в существующих моделях. Как видно из таблицы, большинство факторов учитывается лишь частично или через упрощенные механизмы. Это указывает на необходимость разработки более комплексных моделей, способных адекватно отражать многообразие факторов, влияющих на инновационные процессы.

Таблица 3

Институциональные и контекстуальные факторы в моделях инновационных процессов

Фактор	Влияние на инновационный процесс	Учет в моделях	Проблемы моделирования
Институты	Определяют правила игры, снижают транзакционные издержки	Слабый, через экзогенные параметры	Сложность формализации, динамичность
Культура	Влияет на готовность принимать инновации	Частичный, через параметры диффузии	Качественный характер, измерение
Сети	Ускоряют распространение знаний и технологий	Развивается, агентные модели	Вычислительная сложность
География	Определяет пространственные паттерны диффузии	Ограниченный, пространственные модели	Многомерность, неоднородность
Финансы	Обеспечивают ресурсы для инноваций	Частичный, через инвестиционные функции	Нелинейность, асимметрия информации
Регулирование	Может стимулировать или сдерживать инновации	Слабый, дискретные изменения	Эндогенность, лоббирование

Особого внимания заслуживает проблема прогнозирования радикальных инноваций. Традиционные модели, основанные на экстраполяции существующих трендов, плохо справляются с предсказанием технологических разрывов. Для решения этой проблемы разрабатываются специальные подходы, включающие анализ слабых сигналов, методы форсайта, сценарное планирование. Математически задача может быть сформулирована как обнаружение точек бифуркации в динамических системах - моментов, когда малые изменения могут привести к качественно новым траекториям развития.

На рисунке 4 представлена радиальная диаграмма, позволяющая визуально сравнить характеристики различных типов моделей по шести ключевым критериям. Как видно из диаграммы, модели диффузии обладают высокой интерпретируемостью и простотой применения, но слабо учитывают неопределенность. Стохастические модели, напротив, хорошо справляются с учетом неопределенности, но требуют больших объемов данных. Агентные модели позволяют учесть сложные взаимодействия, но вычислительно затратны. Гибридные модели стремятся найти баланс между различными характеристиками. Анализ показывает, что не существует универсально лучшего типа моделей - выбор должен определяться спецификой решаемой задачи.

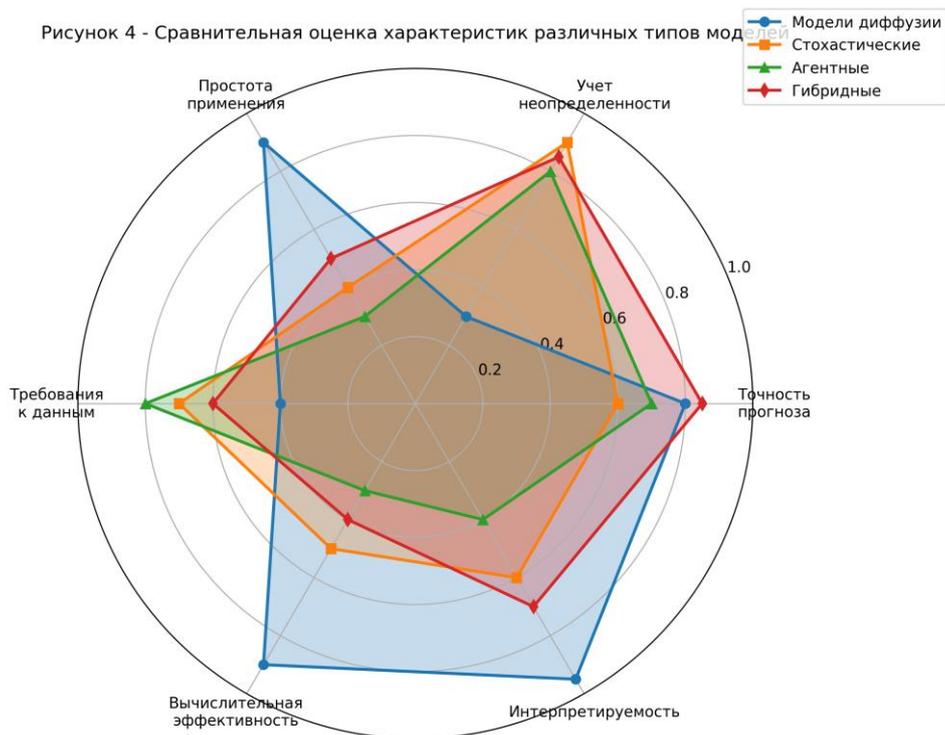


Рис. 4. Сравнительная оценка характеристик различных типов моделей

Важным направлением развития является интеграция методов машинного обучения в модели научно-технологического прогнозирования. Нейронные сети и алгоритмы глубокого обучения могут использоваться для выявления скрытых паттернов в данных о технологическом развитии, что особенно актуально для анализа больших массивов патентной информации, научных публикаций, технологических стандартов. Например, анализ текстов патентов с помощью методов обработки естественного языка позволяет выявлять появление новых технологических направлений на ранних стадиях, когда традиционные количественные показатели еще не информативны.

Применение методов машинного обучения открывает новые возможности для калибровки параметров классических моделей. Например, параметры модели Басса могут быть оценены не только на основе исторических данных о диффузии аналогичных технологий, но и с учетом текстового анализа новостей, социальных сетей, экспертных оценок. Это позволяет получать более точные прогнозы на ранних стадиях жизненного цикла инноваций, когда статистических данных еще недостаточно. Методы глубокого обучения также могут использоваться для автоматического выбора наиболее подходящего типа модели для конкретной технологии на основе ее характеристик.

В таблице 4 систематизированы основные методы машинного обучения и их применение в контексте научно-технологического прогнозирования. Интеграция этих методов с классическими моделями жизненного цикла инноваций представляет перспективное направление исследований. Особый интерес представляют графовые нейронные сети, которые могут эффективно моделировать сложные взаимосвязи в инновационных экосистемах.

Таблица 4

Применение методов машинного обучения в научно-технологическом прогнозировании

Метод машинного обучения	Применение в моделировании	Примеры использования
Нейронные сети	Прогнозирование временных рядов	Предсказание спроса на инновации
Случайный лес	Классификация технологий	Оценка потенциала технологий

Кластерный анализ	Группировка инноваций	Выявление технологических кластеров
Обработка текстов	Анализ патентов и публикаций	Мониторинг технологических трендов
Reinforcement learning	Оптимизация стратегий	Выбор направлений НИОКР
Генеративные модели	Сценарное моделирование	Генерация альтернативных путей развития
Графовые нейронные сети	Анализ инновационных сетей	Прогнозирование коллабораций

Другим важным направлением совершенствования моделей является учет сетевых эффектов и экосистемных взаимодействий. Современные инновации редко развиваются изолированно - они встраиваются в сложные технологические экосистемы, где успех одной технологии может зависеть от развития комплементарных технологий. Моделирование таких систем требует применения методов теории сетей и анализа сложных систем. Математически взаимозависимость технологий может быть описана через систему связанных дифференциальных уравнений с перекрестными членами.

Математически сетевые эффекты могут быть описаны через модификацию функции полезности инновации:

$$U(N) = f(N) + g(Nc) + h(N \times Nc)$$

где $U(N)$ - полезность инновации при числе пользователей N , $f(N)$ - прямая полезность, $g(Nc)$ - сетевая полезность, зависящая от числа пользователей комплементарных технологий Nc , $h(N \times Nc)$ - синергетический эффект от совместного использования технологий. Учет таких эффектов существенно усложняет модели, но позволяет получить более реалистичные прогнозы для платформенных технологий и инновационных экосистем. Эмпирические исследования показывают, что для многих современных технологий сетевые эффекты могут быть доминирующим фактором успеха.

Рисунок 5 представляет комплексный анализ эффективности различных типов моделей. График эволюции точности (рисунок 5а) показывает постепенное улучшение качества прогнозов со временем, при этом наибольший прогресс наблюдается в моделях с применением машинного обучения.

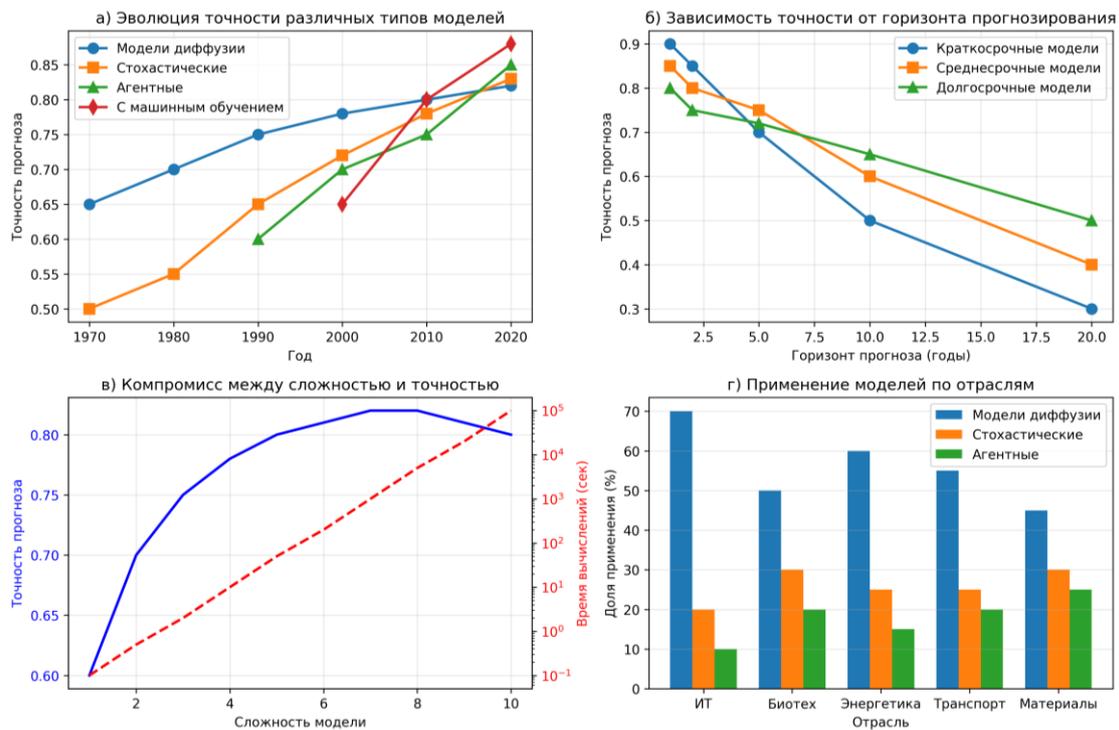


Рис. 5. Анализ эффективности и применения моделей

Зависимость точности от горизонта прогнозирования (рисунок 5б) демонстрирует экспоненциальное снижение точности с увеличением временного горизонта, что является фундаментальным ограничением всех прогностических моделей. Анализ компромисса между сложностью и точностью (рисунок 5в) показывает наличие оптимального уровня сложности, после которого дальнейшее усложнение не приводит к улучшению прогнозов. Распределение применения моделей по отраслям (рисунок 5г) отражает специфику различных технологических областей.

Особую сложность представляет моделирование конвергентных технологий, находящихся на стыке различных областей знания. Для таких технологий характерны нелинейные синергетические эффекты, когда прогресс в одной области может привести к прорыву в другой. Примерами могут служить NBIC-технологии (нано-, био-, информационные и когнитивные технологии), развитие которых требует междисциплинарных подходов к моделированию. Математически такие процессы могут быть описаны системами уравнений с нелинейными связями между компонентами:

$$dX_i/dt = f_i(X_1, X_2, \dots, X_n) + \sum_{j \neq i} g_{ij}(X_i, X_j)$$

где X_i - уровень развития i -й технологии, f_i - автономная динамика, g_{ij} - функции взаимодействия между технологиями. Анализ таких систем показывает возможность возникновения эмерджентных эффектов, когда совместное развитие технологий приводит к результатам, качественно превосходящим сумму отдельных достижений.

Анализ практического применения различных моделей показывает, что их эффективность существенно зависит от качества исходных данных и правильности калибровки параметров. Проблема данных особенно остра для новейших технологий, по которым еще не накоплена достаточная статистика. В таких случаях приходится использовать методы экспертных оценок, аналогии с развитием предыдущих поколений технологий, результаты пилотных проектов. Разработаны специальные методы работы с малыми выборками и неполными данными, включая байесовские методы, позволяющие инкорпорировать априорную информацию и экспертные знания в модели.

Важным аспектом является валидация моделей - проверка их способности давать точные прогнозы. Для этого используются различные подходы: ретроспективная проверка на исторических данных, кросс-валидация, сравнение с экспертными прогнозами. Исследования показывают, что комбинирование различных моделей часто дает лучшие результаты, чем использование отдельных подходов. Методы ансамблевого прогнозирования, заимствованные из машинного обучения, позволяют объединять прогнозы различных моделей с учетом их исторической точности и взаимной корреляции ошибок.

Анализ ошибок прогнозирования выявил несколько типичных паттернов. Во-первых, модели склонны недооценивать скорость развития радикальных инноваций на ранних стадиях и переоценивать ее на поздних стадиях. Во-вторых, часто не учитываются внешние шоки (экономические кризисы, изменения регулирования), которые могут существенно изменить траекторию развития технологий. В-третьих, модели плохо справляются с предсказанием момента перехода между стадиями жизненного цикла. Для преодоления этих ограничений разрабатываются адаптивные модели, способные корректировать свои параметры по мере поступления новых данных.

Перспективным направлением является разработка цифровых двойников инновационных систем - комплексных компьютерных моделей, интегрирующих различные типы моделей и источники данных. Такие системы могут включать модели диффузии для прогнозирования распространения технологий, агентные модели для анализа поведения участников рынка, модели машинного обучения для обработки неструктурированных данных, оптимизационные модели для поддержки принятия решений. Цифровые двойники позволяют проводить виртуальные эксперименты, тестировать различные сценарии развития и оценивать эффективность политических интервенций.

Заключение

Проведенное исследование позволило систематизировать и критически проанализировать современные экономико-математические модели научно-технологического прогнозирования,

основанные на концепции жизненного цикла инноваций. Установлено, что существующий модельный инструментарий охватывает широкий спектр подходов - от классических детерминированных моделей диффузии до современных гибридных моделей, интегрирующих методы машинного обучения и агентного моделирования. Эволюция моделей отражает растущую сложность инновационных процессов и развитие вычислительных возможностей.

Выявлено, что каждый класс моделей имеет свою область наиболее эффективного применения, определяемую характером моделируемых процессов, доступностью данных и требуемым горизонтом прогнозирования. Модели диффузии хорошо зарекомендовали себя для прогнозирования распространения массовых технологий на стадиях роста и зрелости. Стохастические модели наиболее адекватны для описания ранних стадий развития инноваций, характеризующихся высокой неопределенностью. Агент-ориентированные модели позволяют учесть гетерогенность участников инновационного процесса и сложные паттерны их взаимодействия. Гибридные модели представляют наиболее перспективное направление, позволяя комбинировать преимущества различных подходов.

Основными ограничениями существующих моделей являются: недостаточный учет институциональных факторов и их влияния на инновационные процессы; слабая способность предсказывать радикальные технологические изменения и прорывные инновации; ограниченные возможности моделирования взаимозависимости технологий и формирования технологических экосистем; сложность калибровки параметров для новейших технологий при отсутствии исторических данных; недостаточный учет пространственных аспектов диффузии инноваций; слабая интеграция качественных и количественных методов анализа.

Перспективными направлениями совершенствования методологии экономико-математического моделирования являются: интеграция методов машинного обучения для повышения точности оценки параметров и выявления скрытых закономерностей; разработка моделей, учитывающих сетевые эффекты и экосистемные взаимодействия; создание адаптивных моделей, способных корректировать свои параметры по мере поступления новых данных; развитие методов моделирования конвергентных и платформенных технологий; разработка цифровых двойников инновационных систем; совершенствование методов работы с неполными и разнородными данными.

Практическая значимость результатов исследования заключается в формировании методологической основы для выбора и применения моделей научно-технологического прогнозирования в зависимости от конкретных задач и условий. Предложенная систематизация моделей и анализ их сравнительных характеристик могут использоваться при разработке стратегий инновационного развития на различных уровнях - от отдельных компаний до национальных инновационных систем. Выявленные ограничения существующих подходов указывают на необходимость осторожной интерпретации результатов моделирования и использования ансамблевых методов для повышения робастности прогнозов.

Дальнейшие исследования в данной области должны быть направлены на создание интегрированных модельных комплексов, способных сочетать преимущества различных подходов и адаптироваться к специфике конкретных технологических областей. Особое внимание следует уделить разработке методов раннего обнаружения потенциально прорывных технологий и моделированию их возможных траекторий развития. Важным направлением является также развитие методов оценки социально-экономических эффектов от внедрения новых технологий, что требует интеграции моделей технологического развития с макроэкономическими моделями.

В заключение следует отметить, что несмотря на значительный прогресс в области экономико-математического моделирования инновационных процессов, прогнозирование научно-технологического развития остается сложной задачей, требующей комплексного подхода. Только сочетание достижений экономической теории, математического моделирования, современных информационных технологий и экспертных знаний позволит создать эффективный инструментарий для научно-технологического прогнозирования в условиях растущей сложности и динамичности инновационных процессов. Развитие такого инструментария имеет критическое значение для обеспечения конкурентоспособности и устойчивого развития в эпоху технологических трансформаций.

Литература

1. Абрамов В.И., Кудинов А.Н., Евдокимов Д.С. Применение социального моделирования с использованием агент-ориентированного подхода в приложении к научно-техническому развитию, реализации НИОКР и поддержанию инновационного потенциала // Вестник Воронежского государственного университета инженерных технологий. 2019. № 81(3 (81)). С. 339-359.
2. Айвазян С.А., Бродский Б.Е. Макроэконометрическое моделирование: подходы, проблемы, пример эконометрической модели российской экономики // Прикладная эконометрика. 2006. № 2. С. 85-111.
3. Архипова М.Ю., Сиротин В.П. Региональные аспекты развития информационно-коммуникационных и цифровых технологий в России // Экономика региона. 2019. № 15(3). С. 670-683.
4. Белоусов Д.Р., Сухарева И.О., & Фролов А.С. Метод «картирования технологий» в поисковых прогнозах // Форсайт. 2012. № 6(2). С. 6-16.
5. Варшавский А.Е. О качестве подготовки стратегических документов, посвященных проблемам инновационного развития // Анализ и моделирование экономических и социальных процессов: Математика. Компьютер. Образование. 2019. № 26(7). С. 24.
6. Глазьев С.Ю. Рынок в будущее. Россия в новом технологическом и мирохозяйственном укладах. Litres, 2020. – 740 с.
7. Голиченко О. Модели развития, основанного на диффузии технологий // Вопросы экономики. 2012. № 4.
8. Голова И.М., Суховой А.Ф. Дифференциация стратегий инновационного развития с учетом специфики российских регионов // Экономика региона. 2019. № 15(4). С., 1294-1308.
9. Дементьев В.Е. Модель интерференции длинных волн экономического развития // Компьютерные исследования и моделирование. 2012. № 13(3). С. 649-663.
10. Дементьев В.Е., Евсюков С.Г., Устюжанина Е.В. Гибридные формы организации бизнеса: к вопросу об анализе межфирменных взаимодействий // Российский журнал менеджмента. 2017. № 15(1). С. 89-122.
11. Байтенизов Д.Т., Дубина И.Н., Азатбек Т.А., Кэмпбелл Д.Ф.Д., Караяннис Э.Г. Экономические функции самозанятости // Экономика Профессия Бизнес. 2018. № 3. С. 16-23.
12. Иванов В.В., Малинецкий Г.Г. Цифровая экономика: от теории к практике // Инновации. 2017. № 12 (230)). С. 3-12.
13. Идрисов Г.И., Княгинин В.Н., Кудрин А.Л., Рожкова Е.С. Новая технологическая революция: вызовы и возможности для России // Вопросы экономики. 2018. № 4. С. 5-25.
14. Качалов Р.М., Слепцова Ю.А. Количественная оценка уровня экономического риска в деятельности предприятия // π -Economy. 2014. № 3 (197)). С. 164-170.
15. Клейнер Г.Б. Системная экономика: шаги развития. М.: Издательский дом «Научная библиотека», 2021.
16. Комков Н.И., Кулакин Г.К. Технологические инновации: создание, применение, результаты // Проблемы прогнозирования. 2018. № 5 (170)). С. 137-155.
17. Лаврикова Ю.Г., Акбердина В.В., Суворова А. В. Согласование приоритетов научнотехнологического и пространственного развития индустриальных регионов // Экономика региона. 2019. № 15(4). С. 1022-1035.
18. Лившиц В.Н., Орлова Е.Р., Тищенко Т.И., Мызникова М.Н. Новая модель развития экономики России // Труды Института системного анализа Российской академии наук. 2021. № 71(3). С. 3.
19. Макаров В.Л., Бахтизин А.Р., Сушко Е.Д. Агент-ориентированные модели как инструмент апробации управленческих решений // Управленческое консультирование. 2016. № 12 (96). С. 16-25.
20. Макаров В.Л., Клейнер Г.Б. Микроэкономика знаний. М.: Экономика, 2007.
21. Нижегородцев Р.М., Пискун Е.И., Кудревич В.В. Прогнозирование показателей социально-экономического развития региона // Экономика региона. 2017. № 13(1). С. 38-48.

22. Перес К. Технологические революции и финансовый капитал. Динамика пузырей и периодов процветания. М.: Дело, 2011
23. Полтерович В.М. (К общей теории социально-экономического развития. Часть 2. Эволюция механизмов координации // Вопросы экономики. 2018. № 12. С. 77-102.
24. Романова О.А. Инновационная парадигма новой индустриализации в условиях формирования интегрального мирохозяйственного уклада // Экономика региона. 2018. № 13(1). С. 276-289.
25. Смородинская Н.В., Катуков Д.Д. Когда и почему региональные кластеры становятся базовым звеном современной экономики // Балтийский регион. 2019. № 11(3). С. 61-91.
26. Сухарев О.С. Технологическое развитие: влияние структуры инвестиций // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. 2019. № 12(2). С. 36-55.
27. Татаркин А.И. Региональная направленность экономической политики Российской Федерации как института пространственного обустройства территорий // Экономика региона. 2016. № 12(1). С. 9-27.
28. Фролов И.Э. Возможности и проблемы модернизации российского высокотехнологического комплекса // Проблемы прогнозирования. 2011. № 3. С. 31-55.
29. Bass, F. M. (1969). A new product growth for model consumer durables. *Management science*, 15(5), 215-227.
30. Christensen C. M. (2015). *The innovator's dilemma: when new technologies cause great firms to fail*. Harvard Business Review Press.
31. Dosi G. (1982). Technological paradigms and technological trajectories: a suggested interpretation of the determinants and directions of technical change. *Research policy*, 11(3), 147-162.
32. Freeman C., Soete L. (2012). *The Economics of Industrial Innovation*. 3rd ed. London: Pinter.
33. Griliches Z. (1957). *Hybrid corn: An exploration in economics of technological change* (Doctoral dissertation, The University of Chicago).
34. Klepper S. (1996). Entry, exit, growth, and innovation over the product life cycle. *The American economic review*, 562-583.
35. Kucharavy D., De Guio, R. (2011). Application of S-shaped curves. *Procedia Engineering*, 9, 559-572.
36. Lee M., Kim, K., Cho, Y. (2010). A study on the relationship between technology diffusion and new product diffusion. *Technological Forecasting and Social Change*, 77(5), 796-802.
37. Malerba F., Orsenigo, L. (1995). Schumpeterian patterns of innovation. *Cambridge journal of Economics*, 19(1), 47-65.
38. Mansfield E. (1961). Technical change and the rate of imitation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 741-766.
39. Metcalfe J.S. (1988). *The diffusion of innovation: An interpretative survey* // *Technical Change and Economic Theory*. London: Pinter. P. 560-589.
40. Moore G.A. (1991). *Crossing the Chasm: Marketing and Selling Disruptive Products to Mainstream Customers*. 3rd ed. New York: HarperBusiness.
41. Nelson, R. R., Winter, S. G. (1985). *An evolutionary theory of economic change*. harvard university press.
42. Perez C. (2010). Technological revolutions and techno-economic paradigms. *Cambridge journal of economics*, 34(1), 185-202.
43. Rogers E. M., Singhal, A., Quinlan, M. M. (2014). Diffusion of innovations. In *An integrated approach to communication theory and research* (pp. 432-448). Routledge.
44. Rosenberg N. (1976). *Perspectives on Technology*. Cambridge: Cambridge University Press.
45. Schumpeter J. A. (1964). *Business Cycles: A theoretical, historical and statistical analysis of the Capitalist process*, 1939. Acessado em, 4.
46. Silverberg G., Dosi G., & Orsenigo L. (1988). Innovation, diversity and diffusion: a self-organisation model. *The Economic Journal*, 98(393), 1032-1054.
47. Stoneman P. (2002). *The Economics of Technological Diffusion*. Oxford: Blackwell.
48. Teece D. J. (1986). Profiting from technological innovation: Implications for integration, collaboration, licensing and public policy. *Research policy*, 15(6), 285-305.

49. Utterback J. M., Abernathy, W. J. (2018). A dynamic model of process and product innovation. In *Organizational Innovation* (pp. 193-210). Routledge.
50. Von Hippel E. (2007). The sources of innovation (pp. 111-120). Gabler.
51. Windrum P., Birchenhall C. (1998). Is product life cycle theory a special case? Dominant designs and the emergence of market niches through coevolutionary-learning. *Structural Change and Economic Dynamics*, 9(1), 109-134.

References

1. Abramov V. I., Kudinov A. N., Evdokimov D. S. (2019). Application of social modeling using an agent-based approach in application to scientific and technological development, R&D implementation and maintenance of innovation potential. *Proceedings of Voronezh State University of Engineering Technologies*, 81(3 (81)), 339-359.
2. Aivazyan S. A., Brodsky B. E. (2006). Macroeconomic modeling: approaches, problems, an example of an econometric model of the Russian economy. *Applied Econometrics*, (2), 85-111.
3. Arkhipova M. Yu., Sirotin V. P. (2019). Regional aspects of the development of information and communication and digital technologies in Russia. *Economy of Region*, 15(3), 670-683.
4. Baitenizov D. T., Dubina I. N., Azatbek T. A., Campbell D. F. J., Carayannis E. G. (2018). Economic functions of self-employment. *Economics Profession Business*, (3), 16-23.
5. Bass F. M. (1969). A new product growth for model consumer durables. *Management science*, 15(5), 215-227.
6. Belousov D. R., Sukhareva I. O., & Frolov A. S. (2012). The "technology mapping" method in exploratory forecasts. *Foresight*, 6(2), 6-16.
7. Christensen C. M. (2015). *The innovator's dilemma: when new technologies cause great firms to fail*. Harvard Business Review Press.
8. Dementiev V. E. (2021). Model of interference of long waves of economic development. *Computer Research and Modeling*, 13(3), 649-663.
9. Dementiev V. E., Evsyukov S. G., Ustyuzhanina E. V. (2017). Hybrid forms of business organization: on the analysis of interfirm interactions. *Russian Management Journal*, 15(1), 89-122.
10. Dosi G. (1982). Technological paradigms and technological trajectories: a suggested interpretation of the determinants and directions of technical change. *Research policy*, 11(3), 147-162.
11. Freeman C., Soete L. (2012). *The Economics of Industrial Innovation*. 3rd ed. London: Pinter.
12. Frolov I. E. (2011). Opportunities and problems of modernization of the Russian high-tech complex. *Studies on Russian Economic Development*, (3), 31-55.
13. Glazyev S. (2020). *Leap into the future. Russia in new technological and world economic paradigms*. Litres.
14. Golichenko O. (2012). Development models based on technology diffusion. *Voprosy Ekonomiki*, 4.
15. Golova I. M., Sukhovey A. F. (2019). Differentiation of innovative development strategies taking into account the specifics of Russian regions. *Economy of Region*, 15(4), 1294-1308.
16. Griliches Z. (1957). *Hybrid corn: An exploration in economics of technological change* (Doctoral dissertation, The University of Chicago).
17. Idrisov G. I., Knyaginina V. N., Kudrin A. L., Rozhkova E. S. (2018). New technological revolution: challenges and opportunities for Russia. *Voprosy Ekonomiki*, 4, 5-25.
18. Ivanov V. V., Malinetsky G. G. (2017). Digital economy: from theory to practice. *Innovations*, (12 (230)), 3-12.
19. Kachalov R.M., Sleptsova Yu.A. (2014). Quantitative assessment of the level of economic risk in enterprise activities. *π -Economy*, (3 (197)), 164-170.
20. Kleiner G.B. (2021). *System economics: development steps*. Moscow: Publishing House "Scientific Library".
21. Klepper S. (1996). Entry, exit, growth, and innovation over the product life cycle. *The American economic review*, 562-583.
22. Komkov N. I., Kulakin G. K. (2018). Technological innovations: creation, application, results. *Studies on Russian Economic Development*, (5 (170)), 137-155.

23. Kucharavy D., De Guio R. (2011). Application of S-shaped curves. *Procedia Engineering*, 9, 559-572.
24. Lavrikova Yu. G., Akberdina V. V., Suvorova A. V. (2019). Coordination of priorities of scientific-technological and spatial development of industrial regions. *Economy of Region*, 15(4), 1022-1035.
25. Lee M., Kim K., Cho Y. (2010). A study on the relationship between technology diffusion and new product diffusion. *Technological Forecasting and Social Change*, 77(5), 796-802.
26. Livshits V. N., Orlova E. R., Tishchenko T. I., Myznikova M. N. (2021). New model of economic development of Russia. *Proceedings of the Institute for Systems Analysis of the Russian Academy of Sciences*, 71(3), 3.
27. Makarov V. L., Bakhtizin A. R., Sushko E. D. (2016). Agent-based models as a tool for testing management decisions. *Administrative Consulting*, (12 (96)), 16-25.
28. Makarov V.L., Kleiner G.B. (2007). *Microeconomics of knowledge*. Moscow: Economy.
29. Malerba F., Orsenigo L. (1995). Schumpeterian patterns of innovation. *Cambridge journal of Economics*, 19(1), 47-65.
30. Mansfield E. (1961). Technical change and the rate of imitation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 741-766.
31. Metcalfe J.S. (1988). *The diffusion of innovation: An interpretative survey // Technical Change and Economic Theory*. London: Pinter. P. 560-589.
32. Moore G.A. (1991). *Crossing the Chasm: Marketing and Selling Disruptive Products to Mainstream Customers*. 3rd ed. New York: HarperBusiness.
33. Nelson R. R., Winter S. G. (1985). *An evolutionary theory of economic change*. harvard university press.
34. Nizhegorodtsev R. M., Piskun E. I., Kudrevich V. V. (2017). Forecasting indicators of socio-economic development of the region. *Economy of Region*, 13(1), 38-48.
35. Perez C. (2011). *Technological revolutions and financial capital. The dynamics of bubbles and golden ages*. Moscow: Delo.
36. Perez C. (2010). Technological revolutions and techno-economic paradigms. *Cambridge journal of economics*, 34(1), 185-202.
37. Polterovich V. M. (2018). Towards a general theory of socio-economic development. Part 2. Evolution of coordination mechanisms. *Voprosy Ekonomiki*, (12), 77-102.
38. Rogers E. M., Singhal, A., Quinlan, M. M. (2014). Diffusion of innovations. In *An integrated approach to communication theory and research* (pp. 432-448). Routledge.
39. Romanova O.A. (2018). Innovation paradigm of new industrialization in the context of the formation of an integral world economic order. *Economy of Region*, 13(1), 276-289.
40. Rosenberg N. (1976). *Perspectives on Technology*. Cambridge: Cambridge University Press.
41. Schumpeter J. A. (1964). *Business Cycles: A theoretical, historical and statistical analysis of the Capitalist process, 1939*. Acessado em, 4.
42. Silverberg G., Dosi G., & Orsenigo L. (1988). Innovation, diversity and diffusion: a self-organisation model. *The Economic Journal*, 98(393), 1032-1054.
43. Smorodinskaya N. V., Katukov D. D. (2019). When and why regional clusters become a basic link of the modern economy. *Baltic Region*, 11(3), 61-91.
44. Stoneman P. (2002). *The Economics of Technological Diffusion*. Oxford: Blackwell.
45. Sukharev O. S. (2019). Technological development: impact of investment structure. *Economic and Social Changes: Facts, Trends, Forecast*, 12(2), 36-55.
46. Tatarkin A.I. (2016). Regional focus of the economic policy of the Russian Federation as an institution of spatial arrangement of territories. *Economy of Region*, 12(1), 9-27.
47. Teece D. J. (1986). Profiting from technological innovation: Implications for integration, collaboration, licensing and public policy. *Research policy*, 15(6), 285-305.
48. Utterback J. M., Abernathy W. J. (2018). A dynamic model of process and product innovation. In *Organizational Innovation* (pp. 193-210). Routledge.
49. Varshavsky A. E. (2019). On the quality of preparation of strategic documents devoted to the problems of innovative development. *Analysis and Modeling of Economic and Social Processes: Mathematics. Computer. Education*, 26(7), 24.

50. Von Hippel E. (2007). The sources of innovation (pp. 111-120). Gabler.
51. Windrum P., Birchenhall C. (1998). Is product life cycle theory a special case? Dominant designs and the emergence of market niches through coevolutionary-learning. *Structural Change and Economic Dynamics*, 9(1), 109-134.

Об авторах

Шкодинский Сергей Всеволодович, доктор экономических наук, профессор, профессор кафедры «бизнес-информатика» Московского государственного технического университета имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет), г. Москва, Россия.

Хачатурян Каринэ Суреновна, доктор экономических наук, профессор, ФГКВООУ ВО «Военный университет имени князя Александра Невского» г. Москва, Россия.

About authors

Sergey V. Shkodinsky, Doctor of Sci. (Econ.), Professor, Professor of the Department of Business Informatics at the Bauman Moscow State Technical University (National Research University), Moscow, Russia.

Karine S. Khachaturyan, Doctor of Sci. (Econ.), Professor, Prince Alexander Nevsky Military University, Moscow, Russia.