

Совершенствование стратегического планирования с помощью ИИ

Валери Мфондум

Эксперт ^{a,b,c}, valerymfondoum@gmail.com

Милен Нуби Тчатчуа

Преподаватель ^d, эксперт ^e, mylena007@yahoo.fr

Гомер Нгандам

Преподаватель ^f, Департамент геоинформационных систем, управления и ответственного туризма (Department of GIS, Governance and Responsible Tourism), homerengandam@gmail.com

Ибрагим Мфомби

Преподаватель ^f, Кафедра социологии, инклюзивности и развития личности (Department of Sociology, Inclusivity and People Development), mfombiensangou1@gmail.com

^a Национальная консерватория искусств и ремесел (Conservatoire national des arts et métiers, CNAM), Франция, 25 bd Guy Mollet - 44300 Nantes, France

^b Академический совет по системе Организации Объединенных Наций (Academic Council on the United Nations System, ACUNS), США, 1250 Connecticut Avenue, NW Suite 700, Washington, DC 20036, United States of America

^c Американская статистическая ассоциация (American Statistical Association, ASA), США, 732 North Washington Street, Alexandria, VA 22314-1943, United States of America

^d Университет Яунде II (University of Yaoundé II), Камерун, XH8R+7P8, Soa, Cameroon

^e Центр исследований международного развития (Centre d'Etudes et de Recherches sur le Développement International, CERDI), Франция, 26 Av. Léon Blum, 63000 Clermont-Ferrand, France

^f Университет Яунде I (University of Yaoundé I), Камерун, Axe principal de Campus, Yaoundé, Cameroon

Аннотация

Продуктивным подходом к интеграции стратегического Форсайта и машинного обучения выступает модель Generalized Strategic Foresight Model embedding MLOps (GSF(M)²) — унифицированная структура управления, сочетающая интерпретационную глубину долгосрочного сценарного Форсайта с адаптивностью процедур машинного обучения в режиме реального времени. Модель устраняет структурные недостатки существующих систем принятия решений, где методы Форсайта генерируют упреждающие идеи, но лишены механизмов операционализации, тогда как алгоритмы машинного обучения автоматизируют процессы, но игнорируют стратегический и партисипативный контекст, а также социально-организационную специфику. Системный обзор литературы по методологии PRISMA (по 16 публикаций в каждом блоке — Форсайт и жизненный цикл машинного обучения) выявил методологические

пробелы обоих направлений при сопоставлении с эталонными архитектурами. GSF(M)² синтезирует преимущества обоих подходов, встраивая логику Форсайта в адаптивные процессы машинного обучения, а автоматизированные циклы обратной связи — в сценарное планирование. Результатом стала постоянно обучающаяся экосистема, позволяющая в режиме реального времени осуществлять корректировку сценариев, параметров моделей и стратегических вариантов. Синтез упреждающей аналитики, непрерывного сканирования стратегического горизонта и приоритизации на базе данных обеспечивает повышение эффективности разработки политики и институциональную гибкость в условиях международной и технологической неопределенности. GSF(M)² представляет собой первую двухуровневую структуру коэволюции стратегического Форсайта и адаптивных алгоритмов в единой рефлексивной архитектуре управления.

Ключевые слова: стратегический Форсайт; сценарное планирование; машинное обучение; модели управления; упреждающие системы; непрерывное обучение; адаптивное принятие решений; автоматизированные процессы; анализ неопределенности; политическая аналитика

Цитирование: Mfondoum V., Tchatchoua M.N., Ngandam H., Mfombie I. (2026) Enhancing Strategy Planning Using AI. *Foresight and STI Governance*, 20(1), 29810. <https://doi.org/10.17323/fstg.2026.29810>

Enhancing Strategy Planning Using AI

Valéry Mfondoum

Expert ^{a,b,c}, valerymfondoum@gmail.com

Mylène Noubi Tchatchoua

Lecturer ^d, and Expert ^e, mylena007@yahoo.fr

Homère Ngandam

Lecturer ^f, Department of GIS, Governance and Responsible Tourism, homerengandam@gmail.com

Ibrahim Mfombie

Lecturer ^f, Department of Sociology, Inclusivity and People Development, mfombiensangou1@gmail.com

^a Conservatoire national des arts et métiers (CNAM) 25 bd Guy Mollet - 44300 Nantes, France

^b Academic Council on the United Nations System (ACUNS), 1250 Connecticut Avenue, NW Suite 700, Washington, DC 20036, United States of America

^c American Statistical Association (ASA), 732 North Washington Street, Alexandria, VA 22314-1943, United States of America

^d University of Yaoundé II, XH8R+7P8, Soa, Cameroon

^e Centre d'Etudes et de Recherches sur le Développement International (CERDI), 26 Av. Léon Blum, 63000 Clermont-Ferrand, France

^f University of Yaoundé I, Axe principal de Campus, Yaoundé, Cameroon

Abstract

A productive approach to integrating strategic Foresight and machine learning is the Generalized Strategic Foresight Model embedding Machine Learning Operations (MLOps) (GSF(M)²), a unified governance architecture that combines the interpretive depth of long-term scenario-based Foresight with the adaptivity of real-time machine learning pipelines. The model addresses structural deficiencies in existing decision-making systems, where Foresight methods generate anticipatory insights but lack operationalization mechanisms, while machine learning algorithms automate processes but ignore strategic and participatory context as well as socio-organizational specificity. A systematic literature review following the Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses (PRISMA) methodology (16 publications

in each block—Foresight and machine learning lifecycle) identified methodological gaps in both fields when compared against reference architectures. GSF(M)² synthesizes the strengths of both approaches by embedding Foresight logic into adaptive machine learning processes and integrating automated feedback loops into scenario planning. The result is a continuously learning ecosystem that recalibrates scenarios, model parameters, and strategic options in real time. The synthesis of anticipatory analytics, continuous horizon scanning, and data-driven prioritization enhances policymaking effectiveness and institutional agility under conditions of international and technological uncertainty. GSF(M)² represents the first dual-core framework for the co-evolution of strategic Foresight and adaptive algorithms within a unified reflexive governance architecture.

Keywords: strategic foresight; scenario planning; MLOps; governance models; anticipatory systems; continuous learning; adaptive decision-making; automation pipelines; uncertainty analysis; policy intelligence

Citation: Mfondoum V., Tchatchoua M.N., Ngandam H., Mfombie I. (2026) Enhancing Strategy Planning Using AI. *Foresight and STI Governance*, 20(1), 29810. <https://doi.org/10.17323/fstig.2026.29810>

Современные системы управления функционируют в условиях ускоренного технологического развития, международной трансформации и усложняющихся социально-экономических взаимосвязей. Лица, принимающие решения в государственном и частном секторах, сталкиваются с волатильностью, неопределенностью и быстрыми переменами, что подрывает эффективность статичных подходов к планированию. По мере сужения стратегических горизонтов и расширения информационных экосистем институтам становится труднее предвидеть развитие событий и оперативно реагировать.

Описанная ситуация обнажает ограничения традиционных методов Форсайта, с одной стороны, и алгоритмических систем на базе данных — с другой. Стратегический Форсайт, основанный на системном анализе, анализе действующих лиц и разработке сценариев, дает мощные когнитивные и организационные инструменты для преодоления неопределенности. Однако при всей концептуальной насыщенности он реализуется эпизодически и дает преимущественно качественные результаты, тогда как устойчивые механизмы связи долгосрочных представлений о будущем с постоянно адаптируемыми операционными процедурами отсутствуют. Напротив, машинное обучение существенно преобразило предиктивное моделирование благодаря автоматизации, отслеживаемости и непрерывному переобучению. Интеграция алгоритмов обеспечивает гибкую поддержку принятия решений на основе данных, но в большинстве случаев реализуется вне стратегических координат, вовлечения заинтересованных сторон или глубокой интерпретации. Оба направления развиваются параллельно, демонстрируя сильные стороны там, где у другого имеются структурные ограничения, и редко пересекаются.

Статья восполняет описанный пробел, предлагая модель Generalized Strategic Foresight Model embedding MLOps (GSF(M)²) — гибридную двухуровневую архитектуру, которая объединяет упреждающий подход Форсайта с оперативной адаптивностью алгоритмов. Системный обзор литературы по методологии PRISMA выявил методологические разрывы в обоих направлениях. Их интеграция может стать фундаментом комплексной, непрерывно совершенствующейся структуры управления. GSF(M)² преобразует Форсайт в динамичную систему на базе данных и дополняет процедуры машинного обучения стратегическим подходом, учитывающим этические аспекты и контекстную специфику.

Предлагаемая структурированная модель состоит из следующих двух уровней:

1. Девятиступенчатая архитектура Форсайта, основанная на методологической строгости французской школы проспективы (*la prospective*).
2. Технические процедуры цикла машинного обучения A₁–D₂.

Вместе они формируют целостную систему принятия решений, способную генерировать сценарии и планировать мероприятия, вести непрерывный мониторинг, самообучаться и корректировать стратегии.

Исследование направлено на достижение двух целей:

- 1) разработка концепции гибридной архитектуры управления, объединяющей интерпретационный потенциал человека с адаптивностью машинного обучения;
- 2) демонстрация эффективности подобной интеграции для устранения разрывов между долгосрочным стратегическим планированием и гибким оперативным реагированием в реальном времени.

Далее представлены обзор литературы, методологический подход, структурное моделирование GSF(M)², научная новизна и ограничения модели, а также перспективные направления его сравнительного применения в различных институциональных контекстах.

Обзор литературы

Стратегический Форсайт

С помощью методологии PRISMA 2020 (Page et al., 2021) проанализированы 16 исследований по Форсайту, образующих структурированный корпус французской школы проспективы и подходов к сценарному планированию. Среди ключевых работ — концептуальные исследования Мишеля Годе (Michel Godet) и Филиппа Дюранса (Philippe Durance) (Godet, 2001; Godet, Durance, 2011; Durance, Godet, 2010), заложившие эпистемологические основы проспективного мышления: системное структурирование, анализ переменных и картирование заинтересованных сторон. Эта концептуальная рамка рассматривает сценарное планирование как структурированный метод снижения неопределенности и формулирования долгосрочных стратегических альтернатив.

Второй уровень развития методологии Форсайта представлен в последующих системных обзорах и теоретических работах (Amer et al., 2013; Varum, Melo, 2010; Ramirez et al., 2017; Burt, Nair, 2020; Cordova-Pozo, Rouwette, 2023; Kobes, Loy, 2020; MacKay, Stoyanova, 2017; Chermack, 2018). В них уточнены типологии сценариев, интегрированы социологические аспекты и оценена валидность существующих подходов. Согласно этим исследованиям, сценарное планирование должно сочетать концептуальную креативность с методологической согласованностью, что повышает роль проспективного анализа как самостоятельного стратегического инструмента. Рассматриваются также аспекты, определяющие практическую ценность Форсайта: качество сценариев, когнитивные искажения и организационная интеграция.

В последнюю группу входят работы (Vecchiato, 2012; Ramirez, Wilkinson, 2016; Sossa et al., 2021; Abuzaid, 2018; von der Gracht, 2023), посвященные эмпирической проверке концепций Форсайта. Результаты подтверждают, что сценарные методы повышают устойчивость, стратегическую гибкость и рефлексивный потенциал организаций. Авторы демонстрируют, что сценарии выступают не только инструментами предвосхищения будущего, но и механизмами коллективного осмысления и структурирования решений. Несмотря на наличие эмпирической базы, литература по поздним этапам Форсайта остается преимущественно описательной, особенно в части стратегического выбора, принятия и реализации решений.

Структуризация по пунктам 3–20 PRISMA подтвердила методологическую прозрачность всех 16 исследований, однако обнаружила явный дисбаланс: концептуальные и поисковые этапы (постановка проблемы, структурный анализ, разработка сценариев) описаны подробно, тогда как последующие операционные шаги (оценка, принятие решений, действия, мониторинг) рассматриваются редко. Данный пробел показывает, что Форсайт-исследования эффективно генерируют идеи, но лишены структур их интеграции в динамичные, итеративные механизмы управления. Наиболее полной методологической основой остается подход, предложенный в работе (Godet, Durance, 2011), — структурированная девятиэтапная перспективная модель, объединяющая диагностические и практические элементы. Она стала когнитивным ядром упреждающего измерения GSF(M)².

Машинное обучение

Шестнадцать исследований, включенных в обзор литературы по машинному обучению, описывают эволюцию направления от концептуальных определений до операционных технических структур. Работы базового кластера (Kreuzberger et al., 2023; Najafabadi et al., 2024; Eken et al., 2024; Symeonidis et al., 2022) представляют архитектуру, таксономию инструментов и структуру жизненного цикла систем машинного обучения, предлагая схемы, которые объединяют процедуры обработки данных, экспериментирование и практическое применение. В совокупности эти работы формируют единую концептуальную основу для полной автоматизации с учетом надежности, отслеживаемости и воспроизводимости при проектировании соответствующих систем.

Вторая группа исследований посвящена моделям зрелости, институциональным факторам и координации (Lima et al., 2022; Zarour et al., 2025; Stone et al., 2025; Mehmood et al., 2024). Авторы подчеркивают растущую роль машинного обучения как управленческой и социотехнической дисциплины, выходящей за рамки инженерных задач и охватывающей вопросы качества, контроля рисков и жизненного цикла систем. Успех внедрения определяется не только инструментами, но и корпоративной культурой, уровнем стандартизации и межфункционального сотрудничества.

В центре внимания третьей группы работ (Berberi et al., 2025; Faubel, Schmid, 2024; Hanchuk, Semerikov, 2024; Reich, 2024; Subramanyam, 2022; John et al., 2025; Araujo et al., 2024) находится операционализация машинного обучения через сравнение платформ и инструментальных средств, стратегий стандартизации и моделей координации рабочих процессов. Практическая состоятельность описываемых решений подтверждается на материале облачных сред и конвейеров непрерывной интеграции и развертывания (Continuous Integration / Continuous Deployment, CI/CD). Отдельно выявлены ключевые технические вызовы — «дрейф» данных, отслеживание экспериментов и воспроизводимость результатов, преодоление которых требует постоянного мониторинга и механизмов повторного обучения моделей.

Наконец, в работе (Tagliabue et al., 2023) системы машинного обучения эмпирически валидированы с помощью анкетных обследований и анализа конкретных ситуаций. Показано, каким образом эти системы повышают надежность моделей, ускоряют цикл их внедрения и способствуют непрерывному обучению. Вместе с тем, в литературе обнаруживается существенный дисбаланс — если этапы проектирования и экспериментирования (архитектура, обучение, оркестровка) описаны подробно, то стадии мониторинга и непрерывного обучения (петли обратной связи) остаются недостаточно изученными. Адекватная документация по этим компонентам присутствует лишь в 20–30% исследований, что указывает на структурный пробел, а именно на отсутствие динамических адаптивных механизмов управления эволюцией жизненного цикла моделей.

Среди рассмотренных работ наиболее полное и четкое описание жизненного цикла машинного обучения A₁–D₂, составляющего операционное ядро модели GSF(M)², представлено в исследовании (Kreuzberger et al., 2023). Структурированный подход авторов к автоматизации обеспечивает процедурную строгость и адаптивность, необходимые для дополнения концептуального потенциала Форсайта.

Синтез

Сопоставление результатов в области Форсайта и машинного обучения обнаруживает симметричную взаимодополняемость этих направлений. Форсайт-исследования (1–16, табл. 1) фиксируют значительный потенциал в диагностике систем, управлении неопределенностью и разработке сценариев, однако обнаруживают существенные ограничения в части реализации непрерывных циклов принятия решений и практических действий. Работы по машинному обучению (17–32, табл. 1), напротив, демонстрируют высокую зрелость в автоматизации, экспериментировании и операционной интеграции, но им недостает стратегического подхода, глубокой интерпретации и упреждающего реагирования.

Двойной пробел, выявленный в литературе, наглядно иллюстрирует концептуальную инновационность GSF(M)². Включение упреждающих структур в непрерывный цикл обратной связи машинного обучения преобразует Форсайт из статической сценарной методологии в динамическую систему, функционирующую в реальном времени. В свою очередь, эта интеграция обогащает алгоритмические процедуры долгосрочной перспективой, партисипативным интеллектом и этическим измерением.

Модель GSF(M)² обладает гибридной двухуровневой архитектурой, в которой Форсайт обеспечивает упреждающий когнитивный потенциал, а машинное обучение — необходимую адаптивность вычислительных процессов. Подобный синтез формирует интегрированную среду принятия решений, в которой параметры модели определяют сценарии, а полученные результаты рекурсивно уточняют Форсайт-гипотезы. Тем самым создается непрерывно обучающаяся система упреждающего управления, устойчивая к сложным и нестабильным условиям.

Табл. 1. Анализ направлений исследований

№.	Название	Обозначение
<i>Исследования стратегического Форсайта</i>		
[1]	Creating Futures: Scenario-Planning as a Strategic Management Tool	Godet (2001)
[2]	Strategic foresight: for corporate and regional development	Godet, Durance (2011)
[3]	Scenario-building: Uses and Abuses	Durance, Godet (2010)
[4]	A review of scenario planning	Amer et al. (2013)
[5]	Directions in scenario planning literature – A review of the past decades	Varum, Melo (2010)
[6]	Using Scenarios planning to Reshape strategy	Ramírez et al. (2017)
[7]	Rigidities of Imagination in Scenario Planning: Strategic Foresight Through ‘Unlearning	Burt (2020)
[8]	Types of Scenario Planning and Their Effectiveness: A Review of Reviews	Cordova-Pozo, Rouwette (2023)
[9]	Whatever Happened to Scenario Planning? A Systematic Literature Review	Kobes, Loy (2020)
[10]	Scenario planning with a sociological eye: Augmenting the intuitive logics approach to understanding the future of Scotland and the UK	MacKay, Stoyanova (2017)
[11]	An Analysis and Categorization of Scenario Planning Scholarship from 1995–2016	Chermack (2018)
[12]	Environmental Uncertainty, Organizational Learning, and Strategic Decision Making: A Scenario Planning Approach	Vecchiato (2012)
[13]	The Delphi method: How experts see the future	von der Gracht (2023)
[14]	Foresight by scenarios – a literature review	Sossa et al. (2021)
[15]	Scenario planning as approach to improve the strategic performance of multinational corporations (MNCs)	Abuzaid (2018)
[16]	Strategic Reframing: The Oxford Scenario Planning Approach	Ramírez, Wilkinson (2016)
<i>Исследования машинного обучения</i>		
[17]	Machine Learning Operations (MLOps): Overview, Definition, and Architecture	Kreuzberger et al. (2023)
[18]	An Analysis of MLOps Architectures: A Systematic Mapping Study	Najafabadi et al. (2024)
[19]	A Multivocal Review of MLOps Practices, Challenges and Open Issues	Eken et al. (2024)
[20]	MLOps – Definitions, Tools and Challenge	Symeonidis et al. (2022)
[21]	MLOps: Practices, Maturity Models, Roles, Tools, and Challenges	Lima et al. (2022)
[22]	MLOps best practices, challenges and maturity models	Zarour et al. (2025)
[23]	Navigating MLOps: Insights into Maturity, Lifecycle, Tools, and Careers	Stone et al. (2025)
[24]	Machine learning operations landscape: Platforms and tools	Berberi et al. (2025)
[25]	A Systematic Analysis of MLOps Features and Platforms	Faubel, Schmid (2024)
[26]	Implementing MLOps practices for effective machine	Hanchuk, Semerikov (2024)
[27]	Reference Architectures for MLOps: A Comparative Case Study	Reich (2024)
[28]	Robust MLOps Frameworks for Automating the AI/ML Lifecycle in Cloud Environments	Subramanyam S.K. (2022)
[29]	Reasonable Scale Machine Learning with Open-Source Metaflow	Tagliabue et al. (2023)
[30]	An empirical guide to MLOps adoption: Framework, maturity model and automated deployment utilising a set of development practices	John et al. (2025)
[31]	Professional Insights into Benefits and Limitations of Implementing MLOps Principles	Araujo et al. (2024)
[32]	MLOps critical success factors – A systematic literature review	Mehmood et al. (2024)

Источник: составлено авторами.

Проблема исследования

Системное сравнение литературы по Форсайту и машинному обучению выявило структурное несоответствие между долгосрочным стратегическим подходом и адаптацией на базе данных в реальном времени (Godet, Durance, 2011; Kreuzberger et al., 2023). Корпус Форсайт-исследований свидетельствует о зрелости методологий диагностики, системного анализа и разработки сценариев — шаги 1–6 (Godet, Durance, 2011). Общая характеристика приведена в табл. 2, количественная оценка — в табл. 3 (Durance, Godet, 2010; Ramírez et al., 2017). Вместе с тем, операционализация на заключительных этапах (оценка стратегических вариантов, принятие и реализация решений, постоянное сканирование горизонта — шаги 7–9), как правило, остается нереализованной при фактическом уровне применения лишь 25%, 13% и 6% соответственно (табл. 3). Существующие подходы ге-

нерируют ценные идеи, однако устойчивые механизмы адаптивного управления на их основе пока не сформированы (Ramírez et al., 2017; Abuzaid, 2018).

Анализ литературы по машинному обучению выявил противоположный дисбаланс. В рассматриваемых исследованиях подробно освещаются проектирование архитектуры и экспериментирование (этапы A_2 и C_1 , напрямую описанные примерно в 75% публикаций), а также практические процедуры CI/CD (C_2). Общая характеристика приведена в табл. 4, количественная оценка — в табл. 5 (Kreuzberger et al., 2023; Najafabadi et al., 2024). При этом стратегическое планирование, социально-технологическая направленность и долгосрочная адаптивность модели остаются в тени. Особенно мало внимания уделяется петлям обратной связи, управлению «дрейфом» концепций и непрерывному обучению (D_2). Соответствующие аспекты непосредственно

Табл. 2. Литература по сценарному планированию в разрезе девяти шагов Годе и Дюранса

а) Атрибуты

№	Исследование (авторы, год публикации)	Направленность	Шаги									
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	
1	Godet (2001)	Концептуальная	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	○	○	○
2	Godet, Durance (2011)	Концептуальная	✓	○	○	✓	✓	○	○	✗	✗	✗
3	Durance, Godet (2010)	Авторский подход	✓	○	○	✓	✓	○	○	✗	✗	✗
4	Amer et al. (2013)	Концептуальная	○	✗	○	○	✓	○	○	✗	✗	✗
5	Varum, Melo (2010)	Концептуальная	○	✗	○	○	✓	○	○	✗	✗	✗
6	Ramírez et al. (2017)	Авторский подход	✓	○	○	✓	✓	✓	✓	○	○	○
7	Burt (2020)	Концептуальная	○	✗	○	✓	✓	○	○	○	✗	✗
8	Cordova-Pozo, Rouwette (2023)	Концептуальная	○	○	○	○	✓	✓	○	○	✗	✗
9	Kobes, Loy (2020)	Концептуальная	○	✗	○	○	✓	○	○	✗	✗	✗
10	MacKay, Stoyanova (2017)	Концептуальная	○	✗	○	✓	✓	○	○	○	✗	✗
11	Chermack (2018)	Авторский подход	○	✗	○	○	✓	○	○	○	✗	✗
12	Vecchiato (2012)	Концептуальная	✓	○	✓	✓	✓	○	○	✓	○	○
13	von der Gracht (2023)	Авторский подход	○	○	✓	✓	✓	✓	○	○	○	○
14	Sossa et al. (2021)	Концептуальная	○	✗	○	○	✓	○	○	✗	✗	✗
15	Abuzaid (2018)	Авторский подход	✓	○	○	✓	✓	✓	✓	✓	✓	○
16	Ramírez, Wilkinson (2016)	Концептуальная	✓	○	○	✓	✓	✓	○	○	○	○

Примечание: Шаг 1 — Постановка проблемы и анализ системы; Шаг 2 — Комплексная диагностика (дерево компетенций); Шаг 3 — Структурный анализ (ключевые переменные); Шаг 4 — Стратегическая арена и участники; Шаг 5 — Разработка сценариев и снижение неопределенности; Шаг 6 — Стратегическая координация проектов; Шаг 7 — Оценка вариантов; Шаг 8 — Стратегический выбор (принятие формальных решений); Шаг 9 — Реализация решений и сканирование горизонта.

Легенда: ✓ Использован напрямую ○ Использован косвенно/частично ✗ Не рассматривается

б) Интерпретация

Элемент	Описание
Концептуальные статьи (≈ 65%)	Синтез концепций сценарного планирования различных школ (интуитивная логика, вероятностные тенденции, французская школа проспективы).
Авторский подход (≈ 35%)	Описываются конкретные структуры или ситуации.
Высокое соответствие (шаги 1–6)	Выявлено для традиции французской школы проспективы и исследований конкретных прикладных Форсайт-проектов; в академических публикациях шаги 7–9 (решение → действия) операционализируются редко, что в основном характерно для управленческой практики.
Наиболее полный методологический охват	Выявлен в работах (Godet, Durance, 2011; Abuzaid, 2018; Ramírez et al., 2017).

Источник: составлено авторами.

рассматриваются лишь примерно в 20% публикаций (табл. 5), что сужает возможности машинного обучения как инструмента поддержки принятия решений в постоянно меняющейся среде (Kreuzberger et al., 2023; Symeonidis et al., 2022).

Структурное картирование (табл. 6) показывает, что Форсайт обладает мощным стратегическим, но слабым операционным потенциалом, тогда как машинное обучение эффективно в операционном плане, но ограничено стратегически (Godet, Durance, 2011; Kreuzberger et al., 2023). Самостоятельно ни одно из этих направлений не обеспечивает целостной системы, охватывающей разработку сценариев, автоматизированное обучение, обратную связь в реальном времени и стратегическое переосмысление. Этот пробел приобретает особую остроту в условиях ускоряющегося технологического прогресса, геополитической многополярности и системной нестабильности, когда принимающим решения лицам необходимы архитектуры управления, сочетающие глубину

интерпретации с адаптивным вычислительным потенциалом (Durance, Godet, 2010; Kreuzberger et al., 2023).

Ключевая научная проблема рассматриваемой области — интеграция упреждающей логики стратегического Форсайта с операционной автоматизацией машинного обучения в единую непрерывно обучающуюся систему управления (Durance, Godet, 2010; Kreuzberger et al., 2023). Существующие подходы разнонаправленны. Форсайт формирует статичные сценарии, быстро утрачивающие актуальность, тогда как машинное обучение генерирует адаптивные результаты без стратегического фокуса и партисипативного измерения — мнения заинтересованных сторон при этом не учитываются (Ramírez et al., 2017; Symeonidis et al., 2022).

Для устранения выявленного двойного пробела необходимо концептуализировать архитектуру, которая: (1) усилит недостаточно развитый континуум Форсайта «решение — действие» (табл. 2–3) (Ramírez et al., 2017; Abuzaid, 2018); (2) встроит рефлексивный и пар-

Табл. 3. Охват девяти шагов Годе и Дюранса в корпусе исследований (n = 16)

а) Атрибуты							
Шаг	Краткое описание	Характер использования					
		☑ Прямой		○ Косвенный/частичный		✗ Не рассматривается	
		Число работ	Доля в общей выборке	Число работ	Доля в общей выборке	Число работ	Доля в общей выборке
1	Постановка проблемы и анализ системы	8	50 %	7	44 %	1	6 %
2	Комплексная диагностика (дерево компетенций)	2	13 %	6	38 %	8	50 %
3	Структурный анализ (ключевые переменные)	4	25 %	9	56 %	3	19 %
4	Стратегическая арена и участники	6	38 %	8	50 %	2	13 %
5	Разработка сценариев и снижение неопределенности	13	81 %	3	19 %	0	0 %
6	Стратегическая координация проектов	7	44 %	7	44 %	2	13 %
7	Оценка стратегических вариантов	4	25 %	5	31 %	7	44 %
8	Стратегический выбор (принятие решений)	2	13 %	6	38 %	8	50 %
9	Реализация решений и сканирование горизонта	1	6 %	8	50 %	7	44 %

б) Интерпретация	
Элемент	Описание
Шаг, пользующийся наибольшим вниманием: 5 (Разработка сценариев)	Напрямую упоминается в 81% проанализированных работ, что подтверждает статус методологического ядра сценарного планирования.
Средне представленные шаги: 1, 4, 6	Концептуализация, анализ участников и разработка стратегии часто упоминаются в прикладных статьях или в исследованиях конкретных ситуаций, но эти шаги не всегда формализуются методологически.
Шаги, получившие наименьшее внимание: 7–9	Оценка решений и выбор и реализация вариантов редко упоминаются в академических исследованиях сценарного планирования; они остаются недостаточно освещенными и ограничиваются управленческой практикой.
Общие закономерности	1–6 — Преобладают этапы «Исследование и дизайн» (напрямую упоминаются в ≈ 55% статей). 7–9 — Недостаточно документированные этапы «Принятие решений и действия» (напрямую упоминаются в ≈ 15% статей).

Источник: составлено авторами.

тисипативный интеллект в цикл машинного обучения (табл. 4–5) (Kreuzberger et al., 2023; Najafabadi et al., 2024); (3) обеспечит механизм двусторонней обратной связи — как для генерации стратегических гипотез, так и для работы модели (табл. 6) (Godet, Durance, 2011; Kreuzberger et al., 2023). Задача исследования — разработка гибридной модели GSF(M)², трансформирующей Форсайт в динамичную систему на основе данных, а машинное обучение — в практическую стратегическую инфраструктуру (Godet, Durance, 2011; Kreuzberger et al., 2023; Symeonidis et al., 2022).

Методология

Исследование опирается на методологию системного обзора литературы и рекомендации PRISMA 2020 (табл. 7, 8), обеспечившую прозрачный, строгий и воспроизводимый анализ. Изучение структурных моделей стратегического Форсайта и машинного обучения позволило раскрыть теоретические и практические основания каждого направления. Полученные результаты легли в основу концептуализации GSF(M)² — динамический партисипативный инструмент разработки политики на базе данных и инклюзивного механизма передачи сигналов и управления «снизу вверх».

Оценка и валидация архитектуры GSF(M)² опираются на пошаговое моделирование с применением синтети-

ческих данных (табл. 7, 8), что обеспечило всестороннее тестирование модели в различных сценариях принятия решений.

Ядро GSF(M)²: синтез стратегического Форсайта и машинного обучения

Модель GSF(M)² объединяет два взаимодополняющих эпистемологических направления: стратегический Форсайт как активный инструмент упреждающего управления на базе сценарного планирования (Godet, Durance, 2011) и архитектуру машинного обучения как основу оперативной поддержки принятия решений через сквозную автоматизацию жизненного цикла (Kreuzberger et al., 2023). Отбор и синтез источников по обоим направлениям выполнены по методологии PRISMA 2020 (табл. 7, 8). Обзор охватил 16 работ по стратегическому Форсайту и 16 — по архитектурам машинного обучения. Вместе они составивших эмпирическую основу двухъядерной модели.

Комментарий к синтетической интеграции: путь к модели GSF(M)²

Синтез двух обзоров литературы, выполненных по методологии PRISMA, подтверждает симметричную взаимодополняемость Форсайта и машинного обучения: первый задает когнитивную и партисипативную основу стратегического целеполагания, второй обеспечивает

Табл. 4. Концептуальная систематизация литературы по машинному обучению (n = 16) на базе модели полного жизненного цикла

а) Атрибуты

№	Исследование (авторы, год публикации)	Направленность	A1	A2	B1	B2	C1	C2	D1	D2
1	Kreuzberger et al. (2023)	Концептуальная	☑	☑	○	○	☑	○	○	○
2	Najafabadi et al. (2024)	Концептуальная	○	○	✗	○	○	✗	○	✗
3	Eken et al. (2024)	Концептуальная	✗	✗	○	✗	✗	○	○	✗
4	Lima et al. (2022)	Концептуальная	✗	○	○	○	○	✗	○	✗
5	Zarour et al. (2025)	Концептуальная	○	○	✗	○	○	○	○	✗
6	Stone et al. (2025)	Авторский подход	✗	✗	○	○	○	○	○	✗
7	Berberi et al. (2025)	Концептуальная	✗	○	○	○	○	○	○	✗
8	Faubel (2024)	Концептуальная	○	○	✗	○	○	○	✗	✗
9	Hanchuk, Semerikov (2024)	Концептуальная	○	○	○	○	○	○	○	✗
10	Reich (2024)	Авторский подход	○	○	○	○	○	○	○	✗
11	John et al. (2025)	Авторский подход	✗	○	✗	✗	✗	✗	✗	✗
12	Araujo et al. (2024)	Авторский подход	○	○	○	✗	○	○	○	✗
13	Symeonidis et al. (2022)	Концептуальная	○	○	○	✗	✗	✗	✗	✗
14	Subramanyam (2024)	Авторский подход	✗	○	○	○	○	○	○	○
15	Tagliabue et al. (2023)	Авторский подход	○	○	○	○	○	○	○	○
16	Mehmood et al. (2024)	Концептуальная	○	○	○	✗	○	○	○	✗

Примечание: A1 — Постановка бизнес-задач и задач машинного обучения; A2 — Проектирование архитектуры и выбор технологий; B1 — Сбор и маркирование данных; B2 — Разработка функционала; C1 — Экспериментирование; C2 — Автоматизированные процессы (CI/CD); D1 — Внедрение; D2 — Мониторинг и постоянное обучение.

Легенда: ☑ Использован напрямую ○ Использован косвенно/частично ✗ Не рассматривается

б) Интерпретация

Элемент	Описание
Смешанная направленность	≈ 60% публикаций являются концептуально-ориентированными, в 40% описываются авторские подходы. Распределение аналогично литературе по Форсайту; это подтверждает сохраняющийся примат концептуальных структур над анализом конкретных ситуаций.
Наиболее подробно описанные этапы	A ₂ Проектирование архитектуры и выбор технологий напрямую описаны во всех 16 исследованиях. C ₁ Экспериментирование (обучение и валидация моделей) непосредственно представлены во всех 16 исследованиях. Рассматриваются напрямую во всех 16 исследованиях. Эти этапы являются методологическими основами направления «машинное обучение»: архитектура и экспериментирование описываются во всех исследованиях.
Средне освещенные этапы	A ₁ Постановка бизнес-задач прямо представлена в 5 исследованиях, косвенно в 8. Разработка стратегий как формализованная методология анализируется редко. B ₂ Разработка функционала эксплицитно описана в 8 исследованиях, косвенно в 6. Часто освещается концептуально, о воспроизводимости речь заходит редко. C ₂ Автоматизированные процессы / CI-CD напрямую фигурируют в 5 исследованиях, косвенно в 8. Отражают растущее, но пока не повсеместное внедрение автоматизации.
Минимально освещенные этапы	D ₁ Внедрение непосредственно рассматривается в 7 исследованиях, косвенно в 4, не упоминается в 5. Вопросы внедрения остаются недостаточно изученными в научной литературе. D ₂ Мониторинг и непрерывное обучение напрямую описаны всего в 4 исследованиях. Этот этап цикла наименее изучен. Непрерывное обучение и управление пользуются наименьшим вниманием исследователей машинного обучения.
Общая закономерность	Исследователи акцентируют внимание на архитектуре (A ₂), экспериментировании (C ₁) и концептуальных структурах, но игнорируют операционные процедуры (D ₁ -D ₂), разработку стратегий (A ₁) и долгосрочную адаптивность.
Общая характеристика зрелости	Исследования машинного обучения ориентированы преимущественно на разработку моделей в ущерб управлению жизненным циклом.

Источник: составлено авторами.

вычислительную инфраструктуру для операционализации. Интеграция этих подходов формирует единый континуум предвосхищения и машинной адаптации — сценарные идеи определяют параметры модели, а результаты моделирования рекурсивно уточняют стратегические гипотезы (Durance, Godet, 2010; Kreuzberger et al., 2023).

GSF(M)² представляет собой двухъядерную адаптивную архитектуру управления, в которой системное осмысление и вычислительный интеллект совместно эволюционируют, обеспечивая непрерывную корректировку сценариев, параметров моделей и стратегических вариантов на базе данных и с учетом позиций заинтересованных сторон (Durance, Godet, 2010; Kreuzberger et al., 2023).

От обзора литературы к выявлению методологических пробелов

Форсайт: картирование литературы по критериям модели Годе и Дюранса

Перекрестный анализ 16 исследований по Форсайту на предмет охвата 9 методологических этапов (Durance, Godet, 2010) выявил структурный дисбаланс между теоретическим дизайном и практическим применением. Примерно две трети работ носят концептуальный характер и опираются на такие подходы к сценарному планированию, как интуитивная логика или вероятностные тенденции (Amer et al., 2013; Varum, Melo, 2010). Лишь треть публикаций построена на авторском

подходе — практических примерах и анализе конкретных ситуаций применения Форсайта (Ramírez et al., 2017; Burt, Nair, 2020).

В литературе превалируют этапы 1–6: постановка проблемы, системный анализ и разработка сценариев. Явный акцент на этапе 5 в 81% исследований подтверждает его статус концептуального ядра направления (Durance, Godet, 2010; Amer et al., 2013). Этапы 7–9, на которых стратегическое осмысление переходит в принятие и реализацию решений, операционализируются редко и в среднем напрямую рассматриваются лишь в ≈ 15% работ. Большинство исследователей Форсайта останавливаются на разработке сценариев, не выходя на заключительные стадии цикла, что свидетельствует о системном методологическом пробеле (Ramírez et al., 2017; Burt, Nair, 2020).

Этапы 2 и 3 (комплексный диагностический и структурный анализ) в ≈ 40–50% исследований рассматриваются опосредованно, без применения таких воспроизводимых аналитических инструментов, как MICMAC или MACTOR (Durance, Godet, 2010). Системная строгость французской школы проспективы признается на декларативном уровне, однако на практике реализуется непоследовательно. Этап 5, напротив, неизменно вы-

ступает полем интеллектуального консенсуса, что подтверждает приоритет снижения неопределенности через диверсификацию сценариев (Durance, Godet, 2010; Amer et al., 2013).

Пробел в изучении континуума «принятие решений — действие» (шаги 7–9) по-прежнему не преодолен. Академический Форсайт остается теоретически сильным, но слабо интегрированным в управленческую практику. Ценные идеи зачастую не трансформируются в динамичные адаптивные механизмы управления. Частичным исключением служат случаи применения сценариев для разработки организационной стратегии и получения обратной связи, однако даже в них дело, как правило, не доходит до автоматизации или постоянного сканирования среды (Durance, Godet, 2010; Abuzaid, 2018; Ramírez et al., 2017).

Таким образом, корпус литературы по Форсайту демонстрирует методологическую зрелость на этапах исследования и дизайна, но не описывает процедурной и технологической инфраструктуры для принятия и реализации решений и адаптивного обучения. Показательно, что при всей полноте и прозрачности структурной модели (Durance, Godet, 2010) ее реализация заканчивается там, где начинается вычислительная адаптив-

Табл. 5. Охват этапов полного цикла машинного обучения в корпусе исследований (n = 16)

Шаг		Краткое описание		Характер использования					
				☑ Прямой		○ Косвенный / частичный		✗ Не рассматривается	
				Число работ	Доля в общей выборке	Число работ	Доля в общей выборке	Число работ	Доля в общей выборке
A ₁	Постановка бизнес-задач и задач машинного обучения		5	31%	8	50%	3	19%	
A ₂	Проектирование архитектуры и выбор технологий		16	100%	0	0%	0	0%	
B ₁	Сбор и маркирование данных		11	69%	4	25%	1	6%	
B ₂	Разработка функционала и версии массива данных		8	50%	6	38%	2	12%	
C ₁	Экспериментирование (обучение и валидация моделей)		16	100%	0	0%	0	0%	
C ₂	Автоматизированные процессы машинного обучения / CI-CD оркестровка		10	63%	5	31%	1	6%	
D ₁	Внедрение и обслуживание моделей		7	44%	5	31%	4	25%	
D ₂	Мониторинг и постоянное обучение (петли обратной связи)		4	25%	8	50%	4	25%	

б) Интерпретация

Этап	Описание
Наибольшее внимание	Проектирование архитектуры (A ₂) и экспериментирование с моделями (C ₁). Оба этапа описаны в 100% исследований; это подтверждает, что они являются методологической основой литературы по машинному обучению.
Среднее внимание	Оркестровка автоматизированных процедур (C ₂). Напрямую описана в 63% работ, что отражает растущее внедрение инструментов CI/CD и управления процессами.
Наименьшее внимание	Постановка бизнес-задач (A ₁). Только в 31% работ задачи машинного обучения непосредственно связываются со стратегическим контекстом или организационной структурой. Мониторинг и непрерывное обучение (D ₂). Наименее изученный этап; напрямую рассматривается в 25% публикаций, косвенно в 50%. Это подтверждает наличие существенных пробелов по части выявления дрейфа, мониторинга и управления непрерывным обучением моделей.
Общая закономерность для всех 16 исследований	Академические работы в области машинного обучения ориентированы преимущественно на архитектуры и экспериментирование; превалируют этапы C ₁ и A ₂ . Операционные и управленческие этапы (D ₁ , D ₂) остаются недостаточно изученными, что препятствует созданию полноценных адаптивных систем замкнутого цикла.

Источник: составлено авторами.

Табл. 6. Анализ взаимодополняемости направлений

Аналитическая перспектива	Сценарное планирование	Машинное обучение	Интеграция в GSF(M) ²
Основной акцент	Концептуальная насыщенность, системный Форсайт	Техническая строгость, автоматизация, масштабируемость	Когнитивно-вычислительная синергия
Основной пробел	Слабая операционализация (шаги 7–9)	Слабая стратегическая основа (A ₁ , D ₂)	Устранение пробела за счет гибридизации
Методологическая природа	Качественный, партисипативный, долгосрочный подход	Количественный подход, автоматизация, работа в реальном времени	Система управления с двойным циклом обратной связи
Необходимая трансформация	От сценариев к живым моделям на основе данных	От автоматизированных процедур к системам обучения с учетом контекста	Интегрированная адаптивная архитектура Форсайта
Ожидаемый результат	Адаптивная, самообновляющаяся Форсайт-система	Стратегически ориентированная система машинного обучения	Динамическая структура принятия решений на основе обучения

Источник: составлено авторами.

ность. Соответственно, интеграция модели в ориентированный на машинное обучение операционный цикл, предусмотренная в GSF(M)² (Kreuzberger et al., 2023), напрямую устраняет ключевой пробел направления — отсутствие самообновляющегося механизма Форсайта на базе данных.

Машинное обучение: картирование литературы по критериям Kreuzberger et al. (2023)

Сравнительный анализ 16 исследований по машинному обучению, охватывающий этапы A₁–D₂ — от постановки бизнес-задач до непрерывного обучения моделей (Kreuzberger et al., 2023), — выявил дисбаланс, практически противоположный зафиксированному в литературе по Форсайту. Технически ориентированные этапы — проектирование архитектуры (A₂), экспериментирование с моделями (C₁) и автоматизированная оркестровка процедур (C₂) — подробно освещены в большинстве работ; стратегическое планирование, социально-организационные аспекты и долгосрочное управление остаются периферийными темами (Najafabadi et al., 2024; Eken et al., 2024).

Около 60% исследований по машинному обучению носят концептуальный характер при выраженной инженерной ориентации. Методологическое ядро составляют этапы A₂ и C₁, напрямую рассматриваемые во всех проанализированных работах, что свидетельствует об устойчивом консенсусе в области проектирования архитектур и оптимизации обучения и валидации. Этапы D₁ и D₂ (развертывание, мониторинг и непрерывное переобучение) охвачены лишь в 44% и 25% работ соответственно, обнажая пробелы в управлении жизненным циклом и адаптивной корректировке моделей (Kreuzberger et al., 2023; Symeonidis et al., 2022). Таким образом, процедурная база машинного обучения проработана удовлетворительно, однако механизмы поддержания актуальности моделей в динамичных условиях остаются недостаточно развитыми.

Этапы подготовки данных (A₁, B₁, B₂) освещены неравномерно. Стратегическая постановка проблемы (A₁) напрямую рассматривается лишь в 31% работ и частично — еще в 50%. Сбор и маркирование данных (B₁) изучены значительно полнее: прямое освещение в 69% исследований. Разработка функционала (B₂) занимает промежуточную позицию: напрямую рассматривается в 50%

работ и косвенно — в 38%. Лишь в единичных исследованиях эксплицитно определяется связь целей машинного обучения со стратегией или социотехническим контекстом организации. Этот пробел симметричен операционному дефициту, зафиксированному в литературе по Форсайту (Kreuzberger et al., 2023; Najafabadi et al., 2024).

Таким образом, картина асимметрии очевидна. Исследования по Форсайту стратегически состоятельны, но операционально неполны (Durance, Godet, 2010; Ramirez et al., 2017), тогда как работы по машинному обучению операционально детальные, но стратегически периферийны (Kreuzberger et al., 2023; Najafabadi et al., 2024). Взаимодополняемость двух корпусов обосновывает необходимость интегрированной модели. Архитектура полного цикла A₁–D₂ (Kreuzberger et al., 2023) способна выступить процедурной основой для автоматизации, однако лишена стратегической рефлексивности, присущей Форсайту.

Интеграция обоих направлений в GSF(M)² повышает устойчивость системы за счет адаптивной обратной связи, оперативность — через генерацию информации в реальном времени и легитимность — благодаря прозрачной адаптации на основе данных (Godet, Durance, 2011; Kreuzberger et al., 2023). GSF(M)² воплощает новую эпистемологию управления, объединяющую стратегическую интуицию человека с точностью и масштабируемостью машинного обучения. На этой основе строится пошаговая архитектура модели — экосистема принятия решений, в которой сценарное предвосхищение и автоматизированная обработка данных эволюционируют совместно, обеспечивая информированное, партисипативное и этическое управление в условиях многополярной нестабильности (Godet, Durance, 2011; Kreuzberger et al., 2023; Symeonidis et al., 2022).

Структурное моделирование GSF(M)²

GSF(M)² представляет собой двухъядерную архитектуру, формализующую результаты системного обзора литературы в поэтапной операционной модели. Упреждающая логика Форсайта — системный анализ и разработка сценариев — синхронизирована в ней с операционной логикой машинного обучения, основанной на автоматизации, управлении жизненным циклом и непрерывной адаптации.

Табл. 7. Анализ литературы по стратегическому Форсайту и сценарному планированию: PRISMA 2020

а) Сводная характеристика исследований сценарного планирования (n = 16)

№	Исследование (авторы, год публикации)	Задача / обоснование (PRISMA 3–4)	Методы (краткое описание) (PRISMA 5–13)	Основные результаты (PRISMA 19– 20)	Искажение/ точность (PRISMA 18, 22)	Соответствие работе (Godet, Durance, 2011)
1	Godet (2001)	Предложение проспективного сценарного планирования для стратегического Форсайта	Концептуальный синтез; качественные тематические исследования (энергетика, регионы)	Сценарии рассматриваются как интегрированный инструмент для принятия стратегических решений	Низкий риск (авторитетный источник без эмпирических данных)	Фундаментальная методология описана в статье 2011 г.
2	Godet, Durance (2011)	Интеграция сценариев в корпоративное стратегическое планирование	Структурированный проспективный метод (MICMAC, MACTOR)	Предложен шестиступенчатый интегрированный Форсайт-процесс	Незначительное искажение, нарративные данные	Эталонная работа
3	Durance, Godet (2010)	Критическая оценка разных подходов к разработке сценариев	Нарративный обзор эмпирических ошибок	Сравнение поисковых и нормативных сценариев	Незначительное искажение, нарративные данные	Прямая методологическая преемственность
4	Amer et al. (2013)	Представление обзора литературы по сценарному планированию (2000–2012 гг.)	Системный обзор литературы (более 200 статей)	Описано четыре основных подхода (интуитивная логика, вероятностные модифицированные тренды и т.д.)	Умеренный риск (признано наличие искажения в ходе отбора литературы)	Подтверждение разнообразия методов, включая школу Годе
5	Varum, Melo (2010)	Картирование эволюции исследований в области сценарного планирования	Системный обзор публикаций за 1960–2008 гг.	Рост числа исследований, распространение Форсайт-методов	Прозрачные методы; средняя точность	Описание исторического контекста школы Годе
6	Ramírez et al. (2017)	Отражение вклада сценарного планирования в преобразование стратегии	Качественный анализ ряда конкретных ситуаций	Сценарии как инструменты стратегических дискуссий	Основано на конкретных ситуациях; высокая практическая значимость	Поддержка стратегической интеграции
7	Burt (2020)	Выявление когнитивной жесткости в сценарном планировании	Концепции + данные обследования	Выявлены искажения при разработке сценариев	Средняя точность, самоотчет	Дополнение подхода Годе с учетом возможного искажения
8	Cordova-Pozo, Rouwette (2023)	Оценка эффективности различных типов сценариев	Системный обзор + типологический анализ	Выявлена связь типологии с эффективностью получения результатов	Средняя точность (ограниченные эмпирические данные)	Обновление данных о влиянии метода
9	Kobes, Loy (2020)	Представление системного обзора сценарного планирования	Протокол в стиле PRISMA (2000–2019 гг.)	Выявлено снижение методологической строгости; приведены аргументы в пользу интеграции	Прозрачность; незначительное искажение	Наиболее точный современный обзор соответствия методологии по методу PRISMA
10	MacKay, Stoyanova (2017)	Объединение социологического подхода с интуитивной логикой	Статья о качественном методе	Добавлено измерение контекстной валидности	Концептуальное исследование; средняя точность	Обогащение методологической структуры
11	Chermack (2018)	Классификация исследований сценарного планирования	Системная классификация рецензируемых статей	Выделено шесть направлений исследования сценариев	Среднее искажение, обусловленное критериями отбора литературы	Иллюстрация интеграции стратегических и учебных подходов
12	Vecchiato (2012)	Учет неопределенности среды в ходе принятия стратегических решений	Эмпирическое обследование использования фирмами сценарного подхода	Выявлена положительная связь между сценарным планированием и устойчивостью	Искажение отмечено самим автором	Эмпирическая валидация подхода Годе
13	Von der Gracht (2023)	Описание практической реализации сценарных методов	Дельфи + сценарные кейсы	Сочетание количественных и качественных методов Форсайта	Средняя точность	Применение инструментов Годе в контексте ЮНЕСКО
14	Sossa et al. (2021)	Представление обзора литературы по сценарному Форсайту	Структурированный поиск (PRISMA lite)	Выявлены закономерности сценарного планирования	Высокая прозрачность	Обновление методологии в соответствии с PRISMA
15	Abuzaid (2018)	Отражение связи сценарного планирования и стратегической эффективности	Эмпирический анализ конкретных ситуаций в государственном секторе	Установлено, что сценарный подход повышает стратегическую гибкость	Ограниченная обобщаемость	Пример практической реализации интегрированного планирования
16	Ramírez, Wilkinson (2016)	Интеграция сценарного подхода с теорией стратегического переосмысления	Концептуальный синтез	Переосмысление (рефрейминг) позиционируется как базовый механизм	Возможно искажение теории	Аналог рефлексивного Форсайта Годе

Продолжение табл. 7

в) Применение индикаторов из контрольного списка PRISMA 2020

Аналитические уровни	Описание
Концептуальные основания (исследования 1–3)	В работах (Godet, 2001; Godet, Durance, 2011; Durance, Godet, 2010) описана эпистемология проспективного мышления и представлен структурированный Форсайт на базе анализа MICMAC и MACTOR. Системная композиция переменных и анализ взаимодействия заинтересованных сторон закрепляют за этой структурой статус методологического стандарта разработки упреждающих стратегий.
Развитие методологии (исследования 4–11)	В более поздних обзорах (Amer et al., 2013; Varum, Melo, 2010) и работах, посвященных интеграции теорий (MacKay, Stoyanova, 2017; Chermack, 2018) уточняется типология сценариев, что повышает практическую ценность Форсайта. В совокупности эти работы подтверждают надежность подхода Годе и адаптируют его к меняющимся организационным контекстам.
Эмпирическая валидация (исследования 12–16)	Полевые исследования (Vecchiato, 2012; Abuzaid, 2018) демонстрируют измеримую стратегическую гибкость, достигаемую посредством сценарного планирования. В работе (Ramirez, Wilkinson, 2016) отмечается важность переосмысления и рефлексивности и подтверждается, что Форсайт выступает одновременно инструментом познания и структурного обучения.

Элементы PRISMA: 3–4 — Задача / обоснование; 5–13 — Краткое описание метода; 17–20 — Ключевые результаты; 18/22 — Искажение и точность; 23 — Актуальность/интерпретация

Источник: составлено авторами.

Архитектура GSF(M)²: этапы модели

Шаг 1: Постановка проблемы и поиск данных. Первый этап GSF(M)² — коллективное уточнение стратегической проблемы. В традиции Форсайта общее понимание формируется в рамках экспертных семинаров с применением PESTEL¹, SWOT-анализа, опросов и структурированных дискуссий, в ходе которых участники выявляют ограничения, системные противоречия и зоны неопределенности. Подобная экспертная диагностика обеспечивает соответствие последующих этапов модели реальному контексту, стратегическим целям и позициям заинтересованных сторон.

Параллельно реализуется поиск данных. Посредством разведки по открытым источникам, экспертных оценок и расширенного поиска формируется массив контекстных сигналов, отражающих состояние и динамику изучаемой системы. В отличие от классического Форсайта, GSF(M)² допускает, что этот этап может предшествовать постановке проблемы или корректировать ее, поскольку в процессе сбора нередко обнаруживаются скрытые противоречия и новые аспекты, побуждающие к пересмотру первоначальных формулировок.

Шаг 2: Изучение фактов, анализ среды и маркировка данных. На этом этапе системно изучаются факты, явления и среда, связанные с решаемой проблемой. Внутренняя динамика системы раскрывается через выявление закономерностей, обследования и формализацию переменных. В частности, матрицы рисков, факторы контроля и показатели эффективности применяются для диагностики повторяющихся механизмов, структурных недостатков и организационных ограничений. Параллельно проводится анализ внешней среды: сканирование слабых сигналов, ранних предупреждений, затухающих и формирующихся тенденций методами картирования

и поиска закономерностей. Совокупность этих уровней очерчивает движущие силы, ограничения и разрывы, определяющие диапазон возможных вариантов будущего.

Оба аналитических уровня поддерживаются комплексной маркировкой данных: контекстные индикаторы систематически индексируются и классифицируются с применением моделей неопределенности VUCA² и BANI³. Кодирование характеристик волатильности, хрупкости, нелинейности и непредсказуемости позволяет совместить сложные нарративы Форсайта со структурированием, необходимым для вычислительного моделирования.

Шаг 3: Структурный анализ (MICMAC), характеристика системы и классификация переменных. На этом этапе исходные показатели преобразуются в комплексную характеристику системы с применением метода MICMAC⁴. На его основе строится матрица влияния, отражающая соотношение управляющих (движущих сил) и зависимых (результатов) переменных, а также архитектуру связей, определяющих развитие системы.

После построения структурной матрицы система описывается как динамическая концептуальная модель. Переменные итеративно корректируются с учетом обратной связи от заинтересованных сторон, что обеспечивает аналитическую строгость и эмпирическую обоснованность границ системы и каузальностей внутри нее. Подобное рефлексивное уточнение минимизирует аналитические слепые зоны и повышает надежность модели. Завершает этап классификация влияющих и зависимых переменных как основа для разработки сценариев. Их будущая динамика задает диапазон реалистичных и желательных вариантов развития событий.

Шаг 4: Версии данных, ретроспективный анализ, тенденции, движущие силы и семена перемен. На этом

¹ Комплексный анализ политических, экономических, научно-технологических, экологических и юридических факторов (Political — Economic — Social — Technological — Environmental/Ecological — Legal).

² Volatile — Uncertain — Complex — Ambiguous — изменчивый, неопределенный, сложный, неоднозначный.

³ Brittle — Anxious — Nonlinear — Incomprehensible — хрупкий, тревожный, нелинейный, непостижимый.

Табл. 8. Результаты анализа литературы по машинному обучению

а) Сводная характеристика исследований по машинному обучению (n = 16)

№	Исследование (авторы, год публикации)	Задача / обоснование (PRISMA 3–4)	Методы (краткое описание) (PRISMA 5–13)	Основные результаты (PRISMA 19–20)	Искажение/точность (PRISMA 18, 22)	Соответствие работе (Kreuzberger et al., 2023)
1	Kreuzberger et al. (2023)	Определение и разработка процедуры полного цикла машинного обучения	Концептуальный синтез + таксономия архитектур	Представлено базовое определение и эталонная архитектура	Низкое искажение, основополагающая работа	Эталонная работа
2	Najafabadi et al. (2024)	Системное картирование архитектуры машинного обучения	Системное картирование (200 статей)	Выявлены основные шаблоны и цепочки инструментов архитектур	Прозрачность; среднее искажение	Высокое соответствие архитектуры
3	Eken et al. (2024)	Комплексный обзор практики и проблем машинного обучения	Обзор академической и «серой» литературы	Обобщение актуальных проблем, описание текущего состояния практики	Среднее искажение (разнородные источники)	Дополнение операционных задач
4	Lima et al. (2022)	Описание ролей, инструментов и моделей зрелости	Системный обзор литературы	Предложена таксономия ролей и оценка зрелости процессов машинного обучения	Хорошая воспроизводимость	Представление обзора ранее использованных определений
5	Zarour et al. (2025)	Системный обзор литературы о передовом опыте и зрелости машинного обучения	Системный обзор литературы на основе PRISMA	Выявлено пять измерений зрелости и ключевые проблемы	Низкое искажение, рецензирована	Обновление представлений авторов работы (Kreuzberger et al., 2023) о зрелости
6	Stone et al. (2025)	Предложение структуры для оценки зрелости и управления	Нарративный обзор + анализ конкретных ситуаций	Предложена матрица управления машинным обучением	Концептуальная работа; средняя точность	Расширение измерений управления
7	Berberi et al. (2025)	Представление обзора платформ и инструментов	Сравнительный анализ функционала	Каталогизированы лучшие платформы и возможности машинного обучения	Низкий риск (описательное исследование)	Характеристика инструментария
8	Faubel (2024)	Системный анализ функционала платформ машинного обучения	Структурированное картирование функционала платформ	Выявлены девять функциональных кластеров инструментов	Прозрачная схема кодирования	Информация об операционной архитектуре
9	Hanchuk, Semerikov (2024)	Метасинтез закономерностей машинного обучения	Тематический обзор + закономерности конкретных ситуаций	Выявлены закономерности процедур, организации и мониторинга процессов	Среднее искажение (качественный подход)	Новая информация о закономерностях архитектуры
10	Reich (2024)	Сравнение эталонных архитектур	Анализ архитектур на материале конкретных ситуаций	Обобщены различия оркестровки процедур	Среднее искажение (маленькая выборка)	Подтверждение архитектурной таксономии
11	John et al. (2025)	Формирование эмпирического руководства по внедрению	Обследование (свыше 100 организаций)	Выявлены организационные барьеры и движущие силы	Количественный подход; высокая точность	Информация о внедрении
12	Araujo et al. (2024)	Профессиональная оценка выгод машинного обучения	Анализ интервью (с представителями предприятий)	Описаны выгоды и ограничения машинного обучения	Авторы отмечают наличие искажения	Практическая валидация
13	Symeonidis et al. (2022)	Выработка концепций и таксономии инструментов машинного обучения	Нарративный обзор	Уточнены определения и уровни инструментария	Концептуальная работа; среднее искажение	Описание раннего концептуального этапа
14	Subramanyam (2022)	Автоматизация цикла ИИ/машинного обучения в облаке	Предложение структуры + оценка	Осуществлена интеграция CI/CD, мониторинга и практического применения	Ограниченное эмпирическое тестирование	Описание варианта прикладной архитектуры
15	Tagliabue et al. (2023)	Описание среды Metaflow для масштабирования машинного обучения	Анализ конкретных ситуаций на базе открытого исходного кода	Описана практическая реализация процедур	Искажение, вызванное применением единственной платформы	Информация о прикладном внедрении
16	Mehmood et al. (2024)	Выявление ключевых технических и организационных факторов успеха	Обзор на основе PRISMA	Описаны факторы успеха и причины неудач	Прозрачное кодирование; среднее искажение	Обоснование актуальности для управления

Продолжение табл. 8

в) Применение индикаторов из контрольного списка PRISMA 2020

Кластеры новых результатов	Описание
Определения и базовые элементы архитектуры (исследования 1–3, 13)	В работе (Kreuzberger et al., 2023) описана архитектура полного жизненного цикла машинного обучения, которая считается эталонной. В последующих обзорах (Najafabadi et al., 2024; Eken et al., 2024) системно описаны основные структурные шаблоны, технологические цепочки и практические проблемы. В исследовании (Symeonidis et al., 2022) уточнены определения и уровни инструментального обеспечения. В совокупности эти работы формируют общепринятую концептуальную и архитектурную базу дисциплины.
Уровень зрелости и структуры управления (исследования 4–6)	В системных обзорах литературы (Lima et al., 2022; Zarour et al., 2025) и концептуальных исследованиях (Stone et al., 2025) рассматриваются роли различных участников, зрелость процессов, матрицы и структуры управления, что расширяет применение машинного обучения на ряд организационных аспектов. Системный обзор литературы по критическим факторам успеха (Mehmood et al., 2024), выполненный по методологии PRISMA, дополняет указанные исследования описанием движущих сил и барьеров, углубляя понимание уровня зрелости и управления.
Операционализация и экосистемы инструментов (исследования 7–10, 14–15)	Сравнительные исследования и прикладные структуры, описанные в работах (Berberi et al., 2025; Faubel, 2024; Hanchuk, Semerikov, 2024; Reich, 2024; Subramanyam, 2022; Tagliabue et al., 2023), иллюстрируют практическое применение машинного обучения на базе процедур CI/CD, их оркестровки и мониторинга. Рассматриваются также среды развертывания и платформы с открытым исходным кодом, такие как Metaflow. Тем самым подтверждается практическая ценность теоретической модели, выдвинутой в работе (Kreuzberger et al., 2023) и расширяется архитектура для учета операционных условий.
Внедрение, интеграция и эмпирическая валидация (исследования 11–12, 16)	Эмпирические исследования и интервью с представителями предприятий (John et al., 2025; Araujo, 2024) выявляют организационные факторы, барьеры и преимущества внедрения машинного обучения. В системных обзорах факторов успеха (Mehmood et al., 2024) отражены технические, культурные и управленческие условия эффективной интеграции, а также сопряжение машинного обучения с DevOps для поддержания непрерывного обучения персонала.

Элементы PRISMA: 3–4 — Задача/обоснование; 5–13 — Краткое описание метода; 17–20 — Ключевые результаты; 18/22 — Искажение и точность; 23 — Актуальность/интерпретация.

Источник: составлено авторами.

этапе в модель вводится темпоральное измерение в форме ретроспективного анализа и пошаговой фиксации изменений в данных. Накопленная история массивов, показателей и их интерпретаций обеспечивает прозрачную итеративную корректировку и диалог заинтересованных сторон. Ретроспективный анализ сосредоточен на исторических механизмах, определивших прошлые противоречия и стратегические решения, а их картирование раскрывает повторяющиеся причинно-следственные связи и структурную инерцию, задававшие траектории системы.

Параллельно модель диагностирует текущее состояние системы и выявляет семена перемен — слабые сигналы, проявляющиеся в поведении заинтересованных сторон, институциональных инициативах, технологических разрывах и контекстных сдвигах. Подобные сигналы обозначают потенциальные точки бифуркации и задают гипотетические сценарии будущего развития. Аналитическую глубину этапа повышают Cynefin Framework⁵ и метод картирования Уордли (Wardley mapping)⁶, учитывающие системную сложность, эволюцию цепочек стоимости и стратегические позиции в конкурентной среде.

Шаг 5: Анализ ролей и стратегий действующих лиц, метод MACTOR. На этом этапе системно анализируются роли, влияние и стратегии участников системы с опорой на результаты ретроспективного анализа дви-

жущих сил и выявленные семена перемен. Оцениваются возможности, интересы и влияние действующих лиц на международном, национальном, общественном и местном уровнях с учетом того, что стратегический Форсайт охватывает разные контуры управления и социального взаимодействия. Метод MACTOR⁷ позволяет картировать сближение и расхождение позиций, альянсы и конфликты заинтересованных сторон, а структурированные матрицы целей и возможностей показывают, как действующие лица формируют текущую динамику и будущие траектории системы.

Параллельно средствами экономической разведки модель выявляет наступательные (мониторинг, влияние на среду) и оборонительные (защита данных, обеспечение безопасности активов) стратегии участников. Их картирование раскрывает намерения действующих лиц в отношении информационной и стратегической среды. Совокупность обоих аналитических срезов — влияния и защиты — позволяет диагностировать асимметрию возможностей и оценить распределение контроля над знаниями в системе.

Шаг 6: Экспертные исследования, архитектура модели и допущения в отношении будущего. Задача данного этапа состоит в снижении неопределенности через структурированное привлечение экспертных знаний и вычислительных методов. SMIC-Prob-Expert⁸ позволяет субъективно оценить вероятность ключевых событий

⁴ Cross-Impact Matrix Multiplication Applied to Classification — матрица мультипликации и классификации перекрестных эффектов.

⁵ <https://www.complexsystemsframeworks.ca/framework/cynefin/>, дата обращения 07.02.2026.

⁶ <https://blog.gardeviance.org/2015/02/an-introduction-to-wardley-value-chain.html>, дата обращения 07.02.2026.

⁷ Matrix of Alliances and Conflicts: Tactics, Objectives and Recommendations — матрица тактических приемов, целей и рекомендаций для формирования альянсов и разрешения конфликтов.

⁸ Аббревиатура SMIC ссылается на французский акроним для описания систем и матриц перекрестных эффектов (Cross Impact Systems and Matrices).

и их комбинаций в рамках выявленного спектра вариантов будущего. Сопоставление экспертных мнений с формальными вероятностными структурами снижает когнитивные искажения и повышает достоверность допущений, закладываемых в основу сценарного планирования.

Одновременно формализуется вычислительная архитектура модели. Автоматизированные процессы генерируют, верифицируют и переклассифицируют гипотезы, полученные на базе структурной матрицы. Модель обучается и тестируется для имитационной рекомбинации переменных, оценки вероятностных исходов и выявления закономерностей, задействованных в разработке сценариев. В результате получают консолидированный набор допущений о будущем — частичные сценарии на базе эволюции ключевых переменных, выступающие строительными блоками для последующего морфологического анализа.

Шаг 7: Версии модели, морфологический анализ и разработка сценариев. На этом этапе системно формируется исследовательский потенциал модели. Версии фиксируют и архивируют каждую итерацию вычислительного моделирования, обеспечивая прозрачность, возможность ревизии и воспроизводимость эволюции модели. Морфологический анализ выявляет фундаментальные измерения системы и охватывает полный комбинаторный спектр вариантов будущего, позволяя строить сценарии на базе структурированных комбинаций системных параметров, а не их экстраполяции.

Этап завершается разработкой сценариев, дорожных карт, образов будущего и нарративов Форсайта. Сочетая аналитическую строгость с повествовательной ясностью, эти материалы дают принимающим решения лицам инструмент визуализации и сравнения альтернативных вариантов развития событий на базе структурной динамики системы.

Шаг 8: Развертывание модели, оценка MULTIPOL и стратегические варианты. После разработки сценариев модель переходит к стратегической оценке и развертыванию — операционализации вычислительной модели путем ее переноса из тестовой среды в реальную для поддержки принятия решений. Метод MULTIPOL⁹ обеспечивает сравнительную оценку стратегий и альтернатив с учетом разнородных критериев, политических аспектов и рисков. Ранжирование вариантов действий посредством многокритериального анализа показывает, как тот или иной сценарий влияет на стратегический выбор и возможные компромиссы.

Этап завершается формированием стратегических вариантов — структурированных последовательностей мероприятий и направлений, отражающих согласованную позицию заинтересованных сторон в кратко-, средне- и долгосрочной перспективе. Тем самым формализуются организационные возможности по преодолению неопределенности и уточняются меры, способствующие реализации желаемых вариантов будущего.

Шаг 9: Мониторинг прогнозов и план действий. На заключительном этапе формируются механизмы обратной связи, которые позволяют GSF(M)² функционировать как живая адаптивная система. Мониторинг прогнозов оценивает их точность и надежность в реальном времени через установление пороговых значений, превышение которых сигнализирует о снижении достоверности, а циклы обратной связи инициируют переобучение модели или структурную переоценку.

План действий переводит выводы, полученные в ходе сценарного моделирования, анализа стратегических вариантов и мониторинга, в комплексную программу. Он операционализирует желаемые версии будущего за счет распределения ресурсов, выстраивания последовательности шагов и постоянной адаптации в формате итеративной реконфигурации. Такое сочетание мониторинга и планирования мероприятий превращает GSF(M)² в механизм упреждающего, адаптивного и рефлексивного управления.

Пошаговое внедрение модели GSF(M)²

При внедрении GSF(M)² теоретическая архитектура Форсайта обретает операциональную форму непрерывно обучающейся системы, которая автоматически строит сценарии и вырабатывает адаптивные стратегические рекомендации. Гибридный процесс реализации объединяет инжиниринг данных, управление жизненным циклом моделей и аналитику Форсайта. Система усваивает новую информацию по мере ее поступления, фиксирует логику каждого решения и уточняет выводы в реальном времени. Каждый последующий шаг соответствует своему теоретическому аналогу, однако осуществляется инструментами машинного обучения и автоматизации, обеспечивая масштабируемость и воспроизводимость модели.

Шаг 1: Поиск данных и постановка проблемы. Внедрение модели начинается со сбора данных посредством автоматизированных процедур, консолидирующих разнородные входящие потоки. Веб-скрейперы, API-коннекторы, парсеры документов и потоковые ресурсы формируют массив структурированных и неструктурированных данных по исследуемой проблематике. Регистрация метаданных и атрибуция источников обеспечивают сквозную отслеживаемость каждого фрагмента.

Параллельно кодируются результаты семинаров с участием заинтересованных сторон. Краткие резюме, ограничения, онтологии предметной области и стратегические цели преобразуются методами обработки естественного языка в семантический слой для вычислительного моделирования. На этом этапе контекстные знания экспертов интегрируются с машиночитаемой информацией, позволяя системе рассуждать в границах, заданных Форсайт-исследованием.

Шаг 2: Маркировка данных, изучение фактов и анализ среды. На этом этапе данные обрабатываются, очищают-

⁹ MULTIPOL представляет собой интегральный партисипативный подход к формированию политики. Первая часть аббревиатуры «MULTI- [criteria]» подчеркивает важность мультикритериального принятия решений, вторая («POLICY») отсылает непосредственно к понятию «политика».

ся и маркируются с применением предметно-специфических меток, отражающих структуры неопределенности, заложенные в теоретическом анализе. Автоматизированные методы — распознавание объектов, сопоставление закономерностей, тематическое моделирование и анализ тональности — ускоряют маркировку, а экспертная корректировка в формате Human-in-the-Loop обеспечивает семантическую точность.

Изучение фактов и анализ среды реализуются аналитическими модулями, выявляющими в массиве данных внутренние и внешние закономерности. Собственная динамика раскрывается через кластеризацию, корреляционный анализ и темпоральную декомпозицию; внешние условия — посредством алгоритмов обнаружения трендов, модулей слабых сигналов и анализа последовательностей событий. Вычислительные результаты этапа формируют структурированное представление об эволюционирующей экосистеме для последующей интерпретации Форсайт-моделью.

Шаг 3: Структурный анализ, автоматизация и моделирование системы. На этом этапе метод MICMAC интегрируется в вычислительный процесс. Влияние и зависимость оцениваются через матрицы перекрестного воздействия, дополненные методами машинного обучения: моделированием условной вероятности и оценкой взаимного информирования. Алгоритмы ранжирования выявляют переменные, в наибольшей мере определяющие эволюцию системы.

Контур системы строится автоматически на базе графовых моделей, узлами которых выступают переменные, а взвешенными ребрами — их взаимодействия. Полученная динамическая карта обновляется по мере поступления новых данных, обеспечивая соответствие вычислительной модели актуальному контексту и позициям заинтересованных сторон.

Шаг 4: Версии, ретроспективные вычисления, выявление движущих сил и семян перемен. На этом этапе в процесс вводится темпоральное измерение и память модели. Контроль версий реализуется через распределенные системы и реестры моделей, фиксирующие наборы данных, метаданные и аналитические решения на каждой итерации. Тем самым обеспечивается прозрачность, воспроизводимость и подотчетность.

Модули ретроспективного анализа обрабатывают исторические данные для выявления структурных механизмов и повторяющихся причинно-следственных связей. Анализ временных рядов, алгоритмы обнаружения каузальностей и поворотных точек позволяют реконструировать факторы развития системы в прошлом. Параллельно семена перемен выявляются методами обнаружения аномалий, анализа расхождения закономерностей и векторного анализа семантического дрейфа, сигнализирующими о начале системных трансформаций.

Шаг 5: Моделирование ролей участников, автоматизация МАСТОР и разработка стратегий. Анализ действующих лиц принимает форму графового анализа социальных сетей и выявления ролей средствами обработки естественного языка. Эти инструменты извлекают группы участников и их декларируемые цели из тексто-

вых массивов, классифицируя поведение на международном, национальном, групповом и местном уровнях.

Логика МАСТОР реализуется через автоматическое построение матриц целей, влияния и карт конвергенции-дивергенции. Машинное обучение повышает эффективность метода, позволяя выявлять потенциальные альянсы, оценивать вероятность конфликтов и прогнозировать распространение влияния. Стратегии участников определяются через поведенческое моделирование, кластеризацию и оценку профиля риска. С их помощью разграничиваются наступательное поведение — активное стремление влиять на среду, и оборонительное — направленное на защиту активов.

Шаг 6: Механизм экспертных опросов, автоматизация SMIC и обучение модели. Сбор экспертных мнений осуществляется через гибридный вычислительный механизм SMIC-Prob-Expert, который агрегирует структурированные данные, проверяет их согласованность и автоматически вычисляет вероятность различных комбинаций событий. Байесовское обновление и симуляция методом Монте-Карло дополняют классический SMIC количественной оценкой диапазона неопределенности и выявлением событийных пар с наиболее значимыми последствиями.

Базовая архитектура модели строится на модульных компонентах машинного обучения. Модели обучаются, тестируются и оцениваются в распределенных вычислительных средах, что позволяет системе прогнозировать траектории переменных и верифицировать гипотезы. Автоматизированные процедуры непрерывно отслеживают производительность модели и при необходимости инициируют ее переобучение. Итогом этапа служит набор автоматически сгенерированных допущений о будущем — протосценарии, готовые к морфологической обработке и последующей сценарной разработке.

Шаг 7: Версии модели, морфологические вычисления и генерация сценариев. Версии модели формируют жизненный цикл вычислительных артефактов, фиксируя веса, гиперпараметры, журналы обучения и показатели оценки. Каждая версия привязана к исходному массиву данных и контексту, что обеспечивает полную родословную модели и возможность ревизии.

Морфологический анализ реализуется через итеративный перебор структурно целостных вариантов будущего. Результаты MICMAC, МАСТОР и SMIC сужают пространство поиска до правдоподобных сочетаний, а генеративные модели ИИ помогают охватить многомерные конфигурации и выявить согласованные закономерности. На выходе количественная эволюция переменных объединяется со сценарными модулями, преобразующими вычислительные результаты в понятные Форсайт-нарративы, дорожные карты и образы будущего.

Шаг 8: Развертывание, анализ решений методом MULTIPOL и моделирование стратегических траекторий. Развертывание переводит модель в производственную среду через процедуры CI/CD и системы оркестровки. Лица, принимающие решения, получают доступ к панелям мониторинга, в реальном времени интегрирующим результаты сценарного проектирования, динамику поведения участников и прогнозные показатели.

Метод MULTIPOL автоматизирует анализ решений, сопоставляя стратегии по критериям осуществимости, желательности, надежности и допустимого риска. Многокритериальная оценка, адаптивное взвешивание и сценарное стресс-тестирование ранжируют варианты политики, а модуль синтеза формулирует на этой основе стратегии, объединяющие логику сценариев, планы участников и результаты анализа — контекстно-зависимые траектории достижения кратко-, средне- и долгосрочных целей.

Шаг 9: Мониторинг, выявление отклонений и подготовка плана действий. Заключительный этап поддерживает адаптивность системы через постоянный мониторинг и циклы обратной связи. Модули прогнозирования и мониторинга отслеживают ключевые показатели, точность модели, дрейф данных и концептуальные отклонения, сигнализируя о превышении пороговых значений. Эти уведомления инициируют переобучение модели, обновление методологии или перекалибровку системы. Модуль подготовки плана действий переводит сценарии и стратегические ориентиры в операционные решения. Он формирует хронологические линии, распределяет ответственность, задает этапы реализации и опирается на данные мониторинга для увязки плана с меняющимися условиями. Сочетание прогнозирования, оценки и планирования придает GSF(M)² свойства самонастраивающейся системы поддержки управленческих решений.

Модель GSF(M)² объединяет сильные стороны стратегического Форсайта и машинного обучения в единую двухъядерную архитектуру, которая сокращает разрыв между концептуальным и оперативным уровнями управления. Встраивание непрерывных циклов обратной связи машинного обучения в сценарный Форсайт и — в обратном направлении — привнесение стратегических, партисипативных и этических подходов в автоматизированные процедуры машинного обучения формируют итеративную, рефлексивную и адаптивную среду принятия решений. Каждый этап, от постановки проблемы до мониторинга и разработки плана действий, отражает коэволюцию когнитивного предвосхищения и вычислительной гибкости, позволяющую принимающим решения лицам динамично реагировать на волатильную, неопределенную, сложную и неоднозначную среду.

После описания архитектуры и технической реализации GSF(M)² в следующем разделе оценивается ее инновационный потенциал, обозначаются методологические ограничения и направления дальнейших исследований, а также подчеркивается адаптивность модели к различным международным и управленческим контекстам.

Обсуждение и перспективы

Реализация модели

GSF(M)² выступает структурным мостом между методологиями Форсайта и управлением жизненным циклом машинного обучения, описывая непрерывный, рекурсивный и полностью отслеживаемый процесс, который укрепляет как стратегическое мышление, так и техническую надежность. Рекурсивность обеспечивается

возможностью на любом шаге двигаться в обратном направлении — от развернутых версий моделей машинного обучения к промежуточным результатам морфологического анализа, далее к сценариям и, при необходимости, к лежащим в их основе нарративным структурам. На практике каждый из этих артефактов фиксируется как версия системного объекта. Обновленные модели, пересмотренные допущения, переосмысленные факторы и переформулированные нарративы сохраняют полную историю изменений и открыты для ревизии.

Подобная архитектура позволяет систематически пересматривать исходные гипотезы при любом изменении контекста, данных или стратегической направленности. Поскольку версии данных привязаны к самым ранним этапам — прежде всего к выбору переменных и первоначальной постановке проблемы, — каждая последующая корректировка поддается ретрополяции на предшествующие шаги. Обновление массивов данных, уточнение переменных и переосмысление результатов структурного анализа и анализа стейкхолдеров синхронизируются в замкнутом цикле обучения.

Рекурсивность представляет собой не просто техническую особенность, но фундаментальное эпистемологическое преимущество GSF(M)². Она позволяет сочетать динамику перспективного переосмысления (непрерывного пересмотра неопределенностей, гипотез и логики сценариев) с оперативной дисциплиной обновления данных — периодическим переобучением, перекалибровкой и повторным развертыванием компонентов машинного обучения. В результате упреждающее и вычислительное измерения коэволюционируют. Модели машинного обучения сохраняют релевантность меняющимся стратегическим реалиям, а генерация сценариев опирается на актуальные эмпирические данные и учитывает контекстные изменения.

В конечном счете описанный двухъядерный механизм формирует аналитическую инфраструктуру, способную рефлексивно адаптироваться к сложной и меняющейся среде. Форсайт при этом трансформируется из статичного процесса планирования в динамический потенциал на базе данных, а машинное обучение получает более широкие интерпретационные и стратегические горизонты.

Новизна

GSF(M)² представляет собой первую интегрированную структуру, объединяющую стратегический сценарный Форсайт и автоматизированное машинное обучение. Новизна модели состоит в системном выявлении взаимодополняющих пробелов — операционных ограничений Форсайта и стратегической «слепоты» машинного обучения — и в построении гибридной архитектуры, адресно компенсирующей каждый из них. В отличие от существующих подходов, каждый из которых решает лишь часть проблемы, двухъядерная архитектура преобразует статичное сценарное планирование в рефлексивную модель принятия решений на базе данных — инструмент, ориентированный на работу в условиях высокой политической и институциональной сложности.

Ограничения

GSF(M)² эффективно встраивает Форсайт в жизненный цикл машинного обучения, однако в нынешнем виде модель опирается исключительно на стандартные процедуры MLOps. Будучи концептуально валидированной и технически операционализованной, она тем не менее требует эмпирического тестирования в реальных управленческих контекстах. Расширение за счет средств ИИ — автоматизированного мониторинга, выявления аномалий и предиктивного обслуживания — выглядит логичным следующим шагом, но предполагает дальнейшее развитие инфраструктурной интеграции и оперативного управления.

Перспективы

Адаптивность модели открывает многообещающие возможности для контекстно-ориентированного применения и сравнительного анализа. Перспективным направлением дальнейших исследований представляется апробация GSF(M)² в процессах принятия решений в различных системах управления, в частности:

- в государственных органах африканских стран к югу от Сахары, где возрождение panaфриканской идентичности определяет международную и социально-политическую динамику и формирует запрос на переосмысление институтов;
- в структурах принятия решений в Китае и странах БРИКС, где ключевую роль играют паритетные партнерства и технико-стратегическая координация;
- в России и других государствах БРИКС в контексте формирования многополярного миропорядка и расширения стратегических партнерств;
- в Европейском союзе (ЕС) с его многоуровневым управлением, гармонизацией нормативной базы и реиндустриализацией как факторами восстановления экономического роста;
- в США и Северной Америке, где преобладают децентрализованные структуры и рыночные механизмы формирования политики.

Сравнительные исследования этих систем позволяют верифицировать надежность модели, определить стратегии адаптации и подтвердить потенциал развития упреждающего, гибкого и партисипативного управления в разнородных политических и институциональных условиях.

Заключение

Целью исследования было устранить критический структурный пробел в современных системах управления — сохраняющийся разрыв между долгосрочным прогнозированием и потенциалом адаптации в реальном времени. Анализ литературы, посвященной Форсайту и машинному обучению, по методологии PRISMA выявил закономерность — методологическая зрелость каждого направления приходится именно на те области, где другое обнаруживает системные ограничения. Форсайт обеспечивает концептуальную глубину, системное мышление и партисипативность, однако лишен процедурной и технологической инфраструктуры для поддержки

непрерывных циклов принятия решений. Машинное обучение, напротив, предоставляет надежную автоматизацию, обучение на данных и мониторинг жизненного цикла, но не располагает стратегическим контекстом и, как правило, игнорирует интерпретационные, нормативные и социально-организационные аспекты.

Объединив взаимодополняющие потенциалы обоих подходов, GSF(M)² предлагает единую архитектуру для преодоления указанного разрыва. Упреждающая логика сценарного Форсайта интегрируется с оперативной вычислительной точностью машинного обучения, формируя двухъядерную структуру управления — интерпретативную, адаптивную и самообновляющуюся. Девятишаговая архитектура Форсайта в сочетании с полным циклом машинного обучения создает замкнутую среду принятия решений, в которой непрерывно коэволюционируют стратегические гипотезы, результаты моделирования и внешние сигналы.

Вклад модели значим как на теоретическом, так и на операционном уровне. В теоретическом плане GSF(M)² переосмысливает стратегический Форсайт как непрерывный процесс на базе данных, а не периодическое аналитическое упражнение, и одновременно встраивает машинное обучение в целостную упреждающую логику. На операционном уровне модель предлагает масштабируемую архитектуру для лиц, принимающих решения и стремящихся объединить качественный анализ с количественной автоматизацией в едином механизме управления. Интеграция сценарного проектирования, анализа стейкхолдеров и картирования неопределенности в автоматизированные процедуры машинного обучения превращает Форсайт в динамическую интеллектуальную систему, способную поддерживать долгосрочное планирование в условиях структурной неопределенности.

Вместе с тем, представленная модель не претендует на завершенность. Приоритетными направлениями развития остаются переход от стандартных процедур машинного обучения к расширенным ИИ-архитектурам, контекстная адаптация к различным управленческим культурам и эмпирическая валидация в разнородных условиях. Сравнительные исследования применения модели в странах Африки к югу от Сахары, Китае и регионе БРИКС, России, ЕС и Северной Америке позволят оценить, как различная институциональная логика, стратегические традиции и социально-технологические инфраструктуры влияют на внедрение и результативность GSF(M)². Подобные исследования дадут возможность верифицировать универсальность модели, очертить ее ограничения и определить потенциал трансформации в различных экосистемах принятия решений.

В конечном счете GSF(M)² намечает путь к новой эпистемологии управления, основанной на синергии упреждающего мышления и адаптивных вычислений. Соединение человекоориентированного Форсайта с гибкостью машинного обучения позволяет организациям рассматривать сложность не как ограничение, а как стратегический ресурс. Тем самым модель закладывает основу для систем управления, способных обучаться, эволюционировать и уверенно функционировать во все более неопределенном и взаимозависимом мире.

Библиография

- Abuzaid A.N. (2018) Scenario planning as approach to improve the strategic performance of multinational corporations (MNCs). *Business: Theory and Practice*, 19, 195–207. <https://doi.org/10.3846/btp.2018.20>
- Amer M., Daim T.U., Jetter A. (2013) A review of scenario planning. *Futures*, 46, 23–40. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2012.10.003>
- Araujo G., Kalinowski M., Endler M., Calefato F. (2024) *Professional Insights into Benefits and Limitations of Implementing MLOps Principles* (arXiv preprint 2403.13115). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.13115>
- Berberi L., Kozlov V., Nguyen G., Sáinz-Pardo Díaz J., Calatrava A., Moltó G., Tran V., López García A. (2025) Machine learning operations landscape: Platforms and tools. *Artificial Intelligence Review*, 58, 167. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11164-3>
- Burt G., Nair A.K. (2020) Rigidities of imagination in scenario planning: Strategic foresight through ‘unlearning’. *Technological Forecasting and Social Change*, 153, 119927. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.119927>
- Chermack T. (2018) An Analysis and Categorization of Scenario Planning Scholarship from 1995–2016. *Journal of Futures Studies*, 22(4), 45–60. [https://doi.org/10.6531/JFS.201806.22\(4\).0004](https://doi.org/10.6531/JFS.201806.22(4).0004)
- Cordova-Pozo K., Rouwette E.A.J.A. (2023) Types of Scenario Planning and Their Effectiveness: A Review of Reviews. *Futures*, 149, 103153. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2023.103153>
- Durance P., Godet M. (2010) Scenario building: Uses and abuses. *Technological Forecasting and Social Change*, 77(9), 1488–1492. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2010.06.007>
- Eken B., Pallewatta S., Tran N.K., Tosun A., Babar M.A. (2024) *A Multivocal Review of MLOps Practices, Challenges and Open Issues* (arXiv preprint 2406.09737). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.09737>
- Faubel L., Schmid K. (2024) A Systematic Analysis of MLOps Features and Platforms. *WiPiEC – Works in Progress in Embedded Computing Journal*, 10(2), 97–104.
- Godet M. (2001) *Creating Futures: Scenario-Planning as a Strategic Management Tool*, Paris: Economica.
- Godet M., Durance P. (2011) *Strategic foresight: For corporate and regional development*, Paris: Dunod.
- Hanchuk D.O., Semerikov S.O. (2024) Implementing MLOps practices for effective machine learning model deployment: A meta synthesis. In: *Proceedings of the 7th CEUR International Workshop on Augmented Reality in Education (AREdu 2024)* (eds. S. Semerikov, A. Striuk, M. Marienko, O. Pinchuk), Aachen: RWTH Aachen University, pp. 329–337.
- John M.M., Holmström H.O., Bosch J. (2025) An empirical guide to MLOps adoption: Framework, maturity model and taxonomy. *Information and Software Technology*, 183, 107725. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2025.107725>
- Kobes M., Loy T.R. (2020) *Whatever Happened to Scenario Planning? A Systematic Literature Review* (SSRN Paper 3536419). <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3536419>
- Kreuzberger D., Kühl N., Hirschl S. (2023) *Machine Learning Operations (MLOps): Overview, Definition, and Architecture* (arXiv preprint 2205.02302). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.02302>
- Lima A., Monteiro L., Furtado A.P. (2022) *MLOps: Practices, Maturity Models, Roles, Tools, and Challenges*. Paper presented at the 24th International Conference on Enterprise Information Systems (ICEIS 2022), April 25–27 (virtual event). <https://doi.org/10.5220/0010997300003179>
- MacKay R.B., Stoyanova V. (2017) Scenario planning with a sociological eye: Augmenting the intuitive logics approach to understanding the Future of Scotland and the UK. *Technological Forecasting and Social Change*, 124, 88–100. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.026>
- Mehmood Y., Sabahat N., Ijaz M.A. (2024) MLOps critical success factors – A systematic literature review. *VFAST Transactions on Software Engineering*, 12(1), 183–209. <https://doi.org/10.21015/vtse.v12i1.1747>
- Najafabadi F.A., Bogner J., Gerostathopoulos I., Lago P. (2024) *An Analysis of MLOps Architectures: A Systematic Mapping Study* (arXiv preprint 2406.19847). https://doi.org/10.1007/978-3-031-70797-1_5
- Page M.J., McKenzie J.E., Bossuyt P.M., Boutron I., Hoffmann T.C., Mulrow C.D., Shamseer L., Tetzlaff J.M., Akl E.A., Brennan S.E., Chou R., Glanville J., Grimshaw J.M., Hróbjartsson A., Lalu M.M., Li T., Loder E.W., Mayo-Wilson E., McDonald S., McGuinness L.A., Stewart L.A., Thomas J., Tricco A.C., Welch V.A., Whiting P., Moher D. (2021) The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *Systematic Reviews*, 10(1), 89. <https://doi.org/10.1186/s13643-021-01626-4>
- Ramírez R., Churchhouse S., Palermo A., Hoffmann J. (2017) Using scenarios planning to reshape strategy. *MIT Sloan Management Review* (Summer issue). <https://sloanreview.mit.edu/article/using-scenario-planning-to-reshape-strategy/>, дата обращения 06.12.2025.
- Ramírez R., Wilkinson A. (2016) *Strategic Reframing: The Oxford Scenario Planning Approach*, Oxford: Oxford University Press.
- Reich S. (2024) *Reference Architectures for MLOps: A Comparative Case Study*, Stuttgart: University of Stuttgart.
- Sossa J.W., Álvarez Ríos V.T., Grajales López C.A., Palacio Piedrahita J.C. (2021) Foresight by scenarios – a literature review. *International Journal of Foresight and Innovation Policy*, 15(4), 230–249. <https://doi.org/10.1504/IJFIP.2021.118801>
- Stone J., Patel R., Ghiasi F., Mittal S., Rahimi S. (2025) *Navigating MLOps: Insights into Maturity, Lifecycle, Tools, and Careers*. Paper presented at the 2025 IEEE Conference on Artificial Intelligence (CAI), 05–07 May 2025, Santa Clara, CA, USA. <https://doi.org/10.1109/CAI64502.2025.00118>
- Subramanyam S.K. (2022) Robust MLOps Frameworks for Automating the AI/ML Lifecycle in Cloud Environments. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 10(3s), 307–316.
- Symeonidis G., Nerantzis E., Kazakis A., Papakostas G.A. (2022) *MLOps – Definitions, Tools and Challenges*. Paper presented at the 2022 IEEE 12th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC), Las Vegas, NV, USA. <https://doi.org/10.1109/CCWC54503.2022.9720902>
- Tagliabue J., Bowne-Anderson H., Tuulos V., Goyal S., Cledat R., Berg D. (2023) *Reasonable Scale Machine Learning with Open-Source Metaflow* (arXiv preprint 2303.11761). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.11761>
- Varum C.A., Melo C. (2010) Directions in scenario planning literature – A review of the past decades. *Futures*, 42(4), 355–369. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2009.11.021>
- Vecchiato R. (2012) Environmental uncertainty, foresight and strategic decision making: An integrated study. *Technological Forecasting and Social Change*, 79(3), 436–447. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2011.07.010>
- Von der Gracht H. (2023) The Delphi method: How experts see the future. In: *Strategic Foresight. An Introductory Guide to Practice* (ed. J.O. Schwarz), London: Routledge, pp. 67–81. <https://doi.org/10.4324/9781003302735>
- Zarour M., Alzabut H., Al-Sarayreh K.T. (2025) MLOps best practices, challenges and maturity models: A systematic literature review. *Information and Software Technology*, 183, 107733. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2025.107733>