

Сведения об авторах

Сульков Максим Владимирович – магистрант по направлению подготовки «Экономика и управление организацией» Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого.

Михайлов Павел Александрович – аналитик НИЛ «Цифровая экономика промышленности», аспирант ВИЭШ.

Sulkov Maxim Vladimirovich – Master's in Economics and Organization Management at Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University.

Mikhailov Pavel Alexandrovich – is an analyst at the Research Institute "Digital Economics of Industry", a graduate student at the RESH.

DOI: 10.18720/IEP/2025.5/18

§ 3.4 Повышение резильентности организационных систем с помощью искусственного интеллекта и аналитики данных

Аннотация

Современные быстро эволюционирующие технологические уклады характеризуются растущей сложностью управляемых объектов – от промышленных предприятий и энергосетей до урбанистических агломераций. Традиционные подходы к управлению, основанные на реактивном ответе на события и использовании изолированных инструментов анализа, достигают своих пределов эффективности. В этом контексте конвергенция технологий Интернета Вещей (IoT), Больших Данных (Big Data), Искусственного Интеллекта (ИИ) и Цифровых двойников (Digital Twin) формирует новую парадигму, характеризующуюся emergence-свойствами, недостижимыми для каждого компонента в отдельности. Данная работа направлена на декомпозицию и анализ механизмов формирования этого синергетического эффекта. В главе исследуются теоретические и практические аспекты формирования резильентности организационных систем и промышленности в условиях цифровой экономики, даны различия понятий «резильентность» и «устойчивость». Основное внимание уделено оптимизации управленческих решений и повышению эффективности цепочек поставок с использованием аналитики больших данных и искусственного интеллекта. Представлены современные подходы, модели и инструменты цифровой трансформации, способствующие устойчивости и адаптивности систем.

Ключевые слова: резильентность, искусственный интеллект, большие данные, цепочка поставок, устойчивое развитие, организационные решения, цифровая экономика.

§ 3.4 Enhancing Organizational System Resilience through AI and Data Analytics

Abstract

Modern technological landscapes are characterized by the growing complexity of managed objects—from industrial plants and energy grids to urban agglomerations. Traditional management approaches based on reactive responses to events and the use of isolated analytical tools are reach-

ing their limits. In this context, the convergence of the Internet of Things (IoT), Big Data, Artificial Intelligence (AI), and Digital Twin technologies is creating a new paradigm characterized by emergent properties unachievable by each component individually. This paper aims to decompose and analyze the mechanisms underlying this synergistic effect. The chapter explores theoretical and practical aspects of building resilience in organizational systems and industry within the digital economy, the differences between the concepts of "resilience" and "sustainability" are given. Special attention is given to the optimization of managerial decision-making and improvement of supply chain efficiency using big data analytics and artificial intelligence. Contemporary approaches, models, and digital transformation tools enhancing system sustainability and adaptability are presented.

Keywords: resilience, artificial intelligence, big data, supply chain, sustainable development, organizational decisions, digital economy

Введение

Современная экономическая парадигма, характеризующаяся как VUCA-мир (нестабильность, неопределенность, сложность и неоднозначность), предъявляет принципиально новые требования к системам управления. В условиях нарастающей волатильности глобальных рынков, геополитической нестабильности и смены технологических укладов, концепция устойчивого развития экономики и промышленности неразрывно связывается с качеством *резильентности* – способности системы не только противостоять шокам, но и адаптироваться, трансформироваться и развиваться в новой реальности [1]. Интеллектуальная экономика, основанная на знаниях и данных, порождает новую парадигму управления, в которой ключевым конкурентным преимуществом становится скорость и обоснованность организационных решений [2,3]. Одним из стратегических инструментов повышения резильентности является использование аналитики больших данных (Big Data Analytics) и искусственного интеллекта (ИИ). Интеграция этих интеллектуальных цифровых инструментов позволяет организациям прогнозировать риски, моделировать сценарии развития, оптимизировать процессы и повышать качество принятия управленческих решений.

В данном контексте, технологии анализа больших данных (Big Data) и искусственный интеллект (ИИ) перестают быть инструментами операционной эффективности, превращаясь в стратегические активы, обеспечивающие устойчивость и адаптивность бизнес-систем [4]. Настоящая глава посвящена комплексному анализу двух критически важных направлений этой трансформации: оптимизации принятия организационных решений и повышению эффективности цепей поставок, с учетом последних достижений как зарубежной, так и отечественной научной мысли.

Настоящее исследование формулирует и решает комплексную научно-практическую задачу, заключающуюся в *разработке теоретических основ и*

практических механизмов повышения устойчивости и резильентности интеллектуальной экономики и промышленности за счет интеграции аналитики больших данных и искусственного интеллекта в процессы организационного управления и управления цепями поставок.

Конкретизация поставленной задачи раскрывается через следующие ключевые аспекты.

1. *Теоретическое обоснование и синтез.* Задача состоит в системном обобщении и синтезе теоретических подходов к обеспечению устойчивости (Data-Driven Decision Making, теория сложных адаптивных систем, концепция цифрового двойника) и в определении роли Big Data и ИИ как катализаторов перехода от реактивных к проактивным и адаптивным моделям управления в условиях VUCA-среды.

2. *Преодоление ограничений традиционных систем управления.* Ставится задача преодоления недостатков существующих систем поддержки принятия решений (СППР), которые часто ограничены ретроспективным анализом и не способны адекватно реагировать на быстро меняющиеся условия. Требуется разработать модель, обеспечивающую переход к предиктивной (прогнозной) и прескриптивной (предписывающей) аналитике для оптимизации организационных решений на всех уровнях.

3. *Повышение резильентности цепочек поставок.* Формулируется задача кардинального повышения устойчивости, гибкости и прозрачности цепочек поставок к внешним шокам и disruptions (сбоям). Для этого необходимо определить и описать конкретные механизмы применения ИИ и Big Data в таких областях, как:

- точное прогнозирование спроса и динамическое ценообразование;
- предиктивное обслуживание логистической инфраструктуры;
- оптимизация складской логистики и маршрутизации в реальном времени;
- упреждающее выявление и нивелирование рисков.

4. *Выявление и систематизация барьеров внедрения.* Ставится задача идентификации, анализа и классификации ключевых вызовов и ограничений, сдерживающих широкомасштабное внедрение рассматриваемых технологий в практике российских и международных компаний. К ним относятся: проблемы качества данных, дефицит кадров, вопросы кибербезопасности, этические и нормативные аспекты использования «черного ящика» ИИ.

Таким образом, постановка задачи носит комплексный характер и направлена не только на теоретическое осмысление трансформирующей роли Big Data и ИИ, но и на формирование целостного представления о практических путях,

механизмах и условиях их успешной интеграции для достижения стратегических целей устойчивого и резильентного развития экономических систем в XXI веке.

Методы и методология исследования

Для решения поставленных в исследовании задач была применена комплексная методологическая платформа, интегрирующая междисциплинарный подход на стыке экономики, менеджмента, информатики и теории сложных систем.

Методология включала системный, процессный, ситуационный и синергетический подходы.

Системный подход позволил рассмотреть интеллектуальную экономику и промышленность как целостные, сложноорганизованные системы, где изменение одного элемента (внедрение ИИ-аналитики) влечет трансформацию всей системы управления, организационной структуры и бизнес-процессов.

Процессный подход был использован для детального анализа и реинжиниринга ключевых управленческих процессов – принятия решений и управления цепями поставок – с целью их оптимизации за счет внедрения цифровых инструментов.

Ситуационный подход позволил проанализировать применение Big Data и ИИ не как универсальных решений, а как инструментов, эффективность которых зависит от конкретного контекста (отраслевой специфики, размера компании, зрелости цифровой инфраструктуры), что отражено в анализе кейсов и вызовов внедрения.

Синергетический подход был применен для изучения эффектов синергии, возникающих при интеграции технологий (например, IoT + ИИ + цифровой двойник) и при переходе от предиктивной к прескриптивной аналитике, когда совокупный результат превышает простую сумму эффектов от каждого инструмента в отдельности.

Схема, представленная на рис. 3.4.1, иллюстрирует взаимосвязи (VUCA → Big Data/ИИ → ключевые механизмы → результаты и барьеры). Она отражает основные блоки: **VUCA-среда, инструменты (Big Data, IoT, ИИ, цифровой двойник), ключевые механизмы оптимизации и ожидаемые результаты** (повышенная резильентность, адаптивность и устойчивое развитие), а также **барьеры внедрения** (качество данных, кадры, кибербезопасность, правовые и этические вопросы).

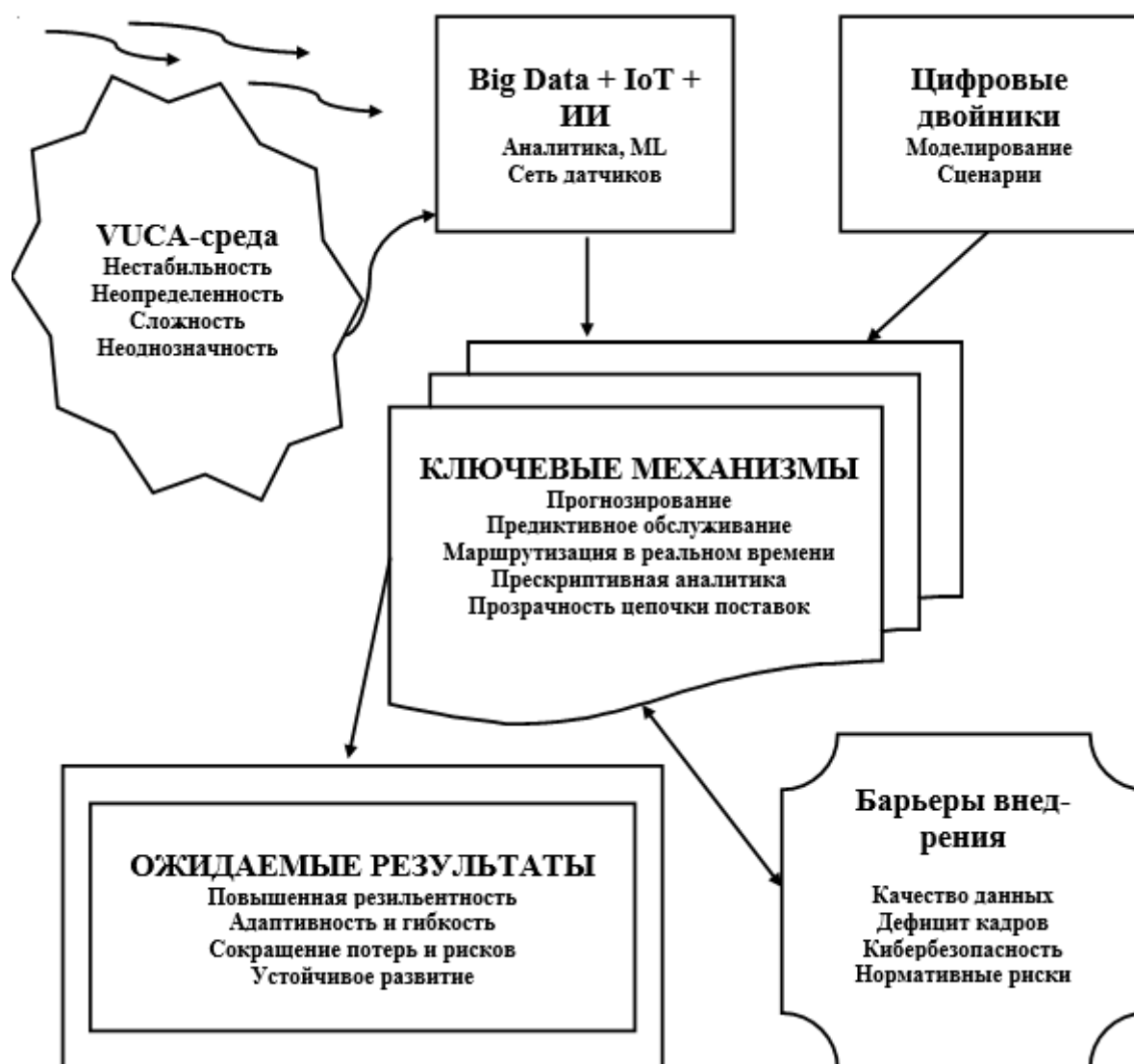


Рис. 3.4.1. Структура резильентной организационной системы (составлено авторами)

Схема отражает взаимосвязь ключевых элементов формирования организационной устойчивости: искусственного интеллекта, аналитики больших данных, управления рисками и цифровой культуры. Центральным элементом выступает резильентность, обеспечивающая адаптивность и устойчивость организации к внешним воздействиям.

Результаты и обсуждение

Для начала остановимся на различиях между устойчивостью и резильентностью (табл. 3.4.1).

В современной научной литературе термины «устойчивость» (*sustainability*) и «резильентность» (*resilience*) нередко употребляются как синонимы, однако между ними существуют принципиальные различия, особенно в контексте управления организациями, экономикой и промышленными системами [5,6].

Табл. 3.4.1. Сравнительная характеристика понятий «устойчивость» и «резильентность»

Критерий	Устойчивость (Sustainability)	Резильентность (Resilience)
Цель	Сохранение стабильного состояния системы	Восстановление и адаптация после сбоев
Тип реакции на изменения	Превентивный, направлен на предотвращение кризисов	Реактивно-адаптивный, направлен на быстрое восстановление
Природа системы	Статическая, стремление к равновесию	Динамическая, развитие через изменения
Временной горизонт	Долгосрочный	Кратко- и среднесрочный
Фокус управления	Стабильность процессов и снижение рисков	Гибкость, скорость реагирования и обучение
Пример	Компания внедряет экологичные технологии и снижает выбросы	Компания перестраивает логистику во время кризиса поставок

Источник: составлено авторами

Устойчивость характеризует способность системы сохранять равновесие и функционировать в течение длительного времени, несмотря на воздействие внешних факторов. Это состояние долгосрочной стабильности, основанное на сбалансированности экономических, экологических и социальных параметров.

Резильентность, напротив, представляет собой динамическую способность системы восстанавливаться после нарушений, адаптироваться к новым условиям и изменять свою структуру для обеспечения дальнейшего существования [7]. Таким образом, резильентность предполагает активное противодействие кризисам и способность к самообновлению.

Если устойчивость можно охарактеризовать как *«способность оставаться в равновесии»*, то резильентность — это *«способность восстанавливаться и приспосабливаться к новому равновесию»*. Резильентные организации не просто возвращаются к прежнему состоянию, а используют кризис как возможность для инноваций, улучшения бизнес-процессов и повышения конкурентоспособности [8,9].

Таким образом, резильентность представляет собой *эволюционную форму устойчивости*, которая обеспечивает выживание и развитие организаций в условиях неопределённости, турбулентности и цифровых трансформаций. В контексте интеллектуальной экономики она становится неотъемлемым элементом стратегического управления и цифрового лидерства.

Понятие «резильентности» берёт истоки в экологии (основоположная работа Holling [5]), где резильентность понимается как способность системы сохранять функцию и структуру при воздействии внешних шоков и при этом допускать трансформацию в новые устойчивые состояния. Это классическое по-

нимание затем было перенесено в теории организаций и управления цепями поставок, где акцент смещается от простого восстановления к способности адаптироваться и развиваться после нарушений.

В менеджменте цепочек поставок резильентность трактуется через способность поглощать шоки (absorptive capacity), быстро восстанавливаться (restorative capacity) и адаптироваться (adaptive capacity). Ключевые компоненты — прозрачность, гибкость потоков, дублирование/резервы и способность к быстрому переконфигурированию сети поставок. Эти идеи подробно систематизировали авторы работ [10,11].

Современная цифровая трансформация (Big Data, IoT, цифровые двойники и ИИ) превращает резильентность в управляемый стратегический ресурс: данные + алгоритмы дают возможность предиктивного обнаружения рисков, моделирования сценариев и принятия прескриптивных решений в реальном времени. Современные исследования подчёркивают, что цифровые двойники и интеграция данных по всей сети поставок повышают «жизнеспособность» сложных взаимосвязанных сетей [12-15].

По отдельности каждая технология мощна, но ограничена:

- IoT — это «нервные окончания», собирающие данные в реальном времени, но без осмысления;
- Big Data — это «память» и «сырьё», но без анализа это просто склад;
- ИИ — это «мозг», способный находить паттерны и принимать решения, но без данных он «голодает»;
- Цифровой двойник — это «виртуальное тело» или «симулятор», но без актуальных данных и интеллекта он статичен и неточен.

Их объединение создает целостный, самообучающийся и адаптивный организм.

Далее проведем декомпозицию синергетического эффекта от интеграции IoT, Big Data, ИИ и Цифровых двойников (рис. 3.4.2).

Синергия проявляется через последовательное наращивание функциональных возможностей системы, где выход каждого уровня служит входом для следующего. Объединение сенсорики (IoT), массовых данных и продвинутых аналитических моделей создаёт синергию: улучшенная видимость сети + моделирование альтернативных сценариев + автоматизированные рекомендации — всё это повышает адаптивность и устойчивость систем сверх простого суммирования эффектов отдельных инструментов.

Рассмотрим более подробно схему, представленную на рис. 3.4.2.

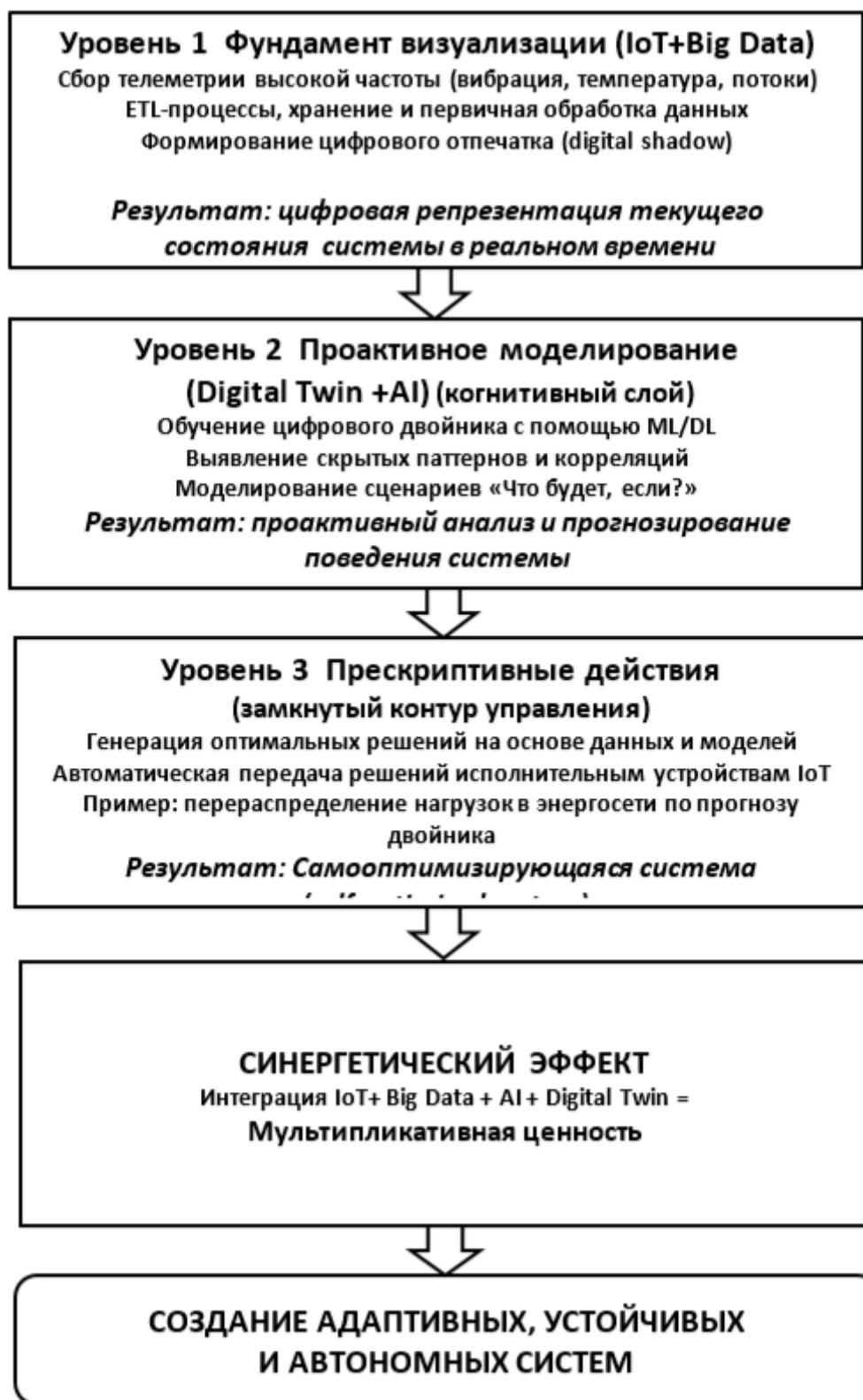


Рис. 3.4.2. Декомпозиция уровней синергетического эффекта цифровой конвергенции (составлено авторами)

Уровень 1. Фундамент визуализации (IoT+Big Data).

На первом уровне Интернет Вещей, представляющий собой распределенную сеть сенсоров и исполнительных устройств, выполняет функцию периферийной нервной системы объекта. Он обеспечивает непрерывный сбор теле-

метрии высокой частоты, фиксируя «цифровые показатели жизнедеятельности» (вибрация, температура, потоки, состояние среды и т.д.).

Однако сам по себе IoT генерирует массивные объемы неструктурированных и разнородных данных. Здесь вступают платформы Больших Данных, которые обеспечивают процессы ETL (Extract, Transform, Load), хранения и первичной обработки. Их роль – трансформировать «сырые» данные в структурированный информационный ресурс.

В результате синергии на этом этапе формируется исчерпывающая цифровая репрезентация текущего состояния системы в режиме, близком к реальному времени. Управление переходит от опоры на выборочные контрольные точки к мониторингу целостного, детализированного цифрового отпечатка (digital shadow).

Уровень 2. Проактивное моделирование сценариев (Digital Twin +AI) - (когнитивный слой).

Цифровой двойник – это не статическая 3D-модель, а динамическая, основанная на физических принципах и данных, вычислительная модель объекта [16]. Она является виртуальным полигоном для экспериментов. Однако ее точность и релевантность напрямую зависят от двух факторов: актуальных данных от IoT/Big Data и интеллектуальных алгоритмов.

Искусственный Интеллект, в частности методы машинного обучения (ML - Machine Learning) и глубокого обучения (DL - Deep Learning), выполняет две ключевые функции:

- а) обучение двойника, т.е. выявление скрытых паттернов и неочевидных корреляций в исторических данных, что позволяет уточнить математические модели двойника, выходя за рамки известных физических закономерностей.
- б) проведение симуляций - многовариантное моделирование ответов системы на различные воздействия.

Синергия этого этапа выражается в том, что система обретает способность к проактивному анализу и прогнозированию. Становится возможным не только отвечать на вопрос «Что происходит?», но и моделировать ответы на вопросы «Что будет, если?» (What-if scenarios). Это позволяет оценивать последствия управленческих решений, оптимизировать планы технического обслуживания и отрабатывать действия в нештатных ситуациях без рисков для физического объекта.

Уровень 3. 3 Прескриптивные действия (замкнутый контур управления).

Высшим проявлением синергии является переход от диагностики и прогноза к прескриптивным действиям. Искусственный Интеллект, анализируя те-

кущее состояние (уровень 1) и результаты моделирования (уровень 2), генерирует не просто опции, а оптимизированные рекомендации.

Продвинутые системы реализуют принцип *замкнутого контура (closed-loop)*, где решение, выработанное ИИ, автоматически транслируется в физический мир через исполнительные механизмы IoT. Например, цифровой двойник энергосети, предсказав перегрузку, самостоятельно инициирует перераспределение нагрузок.

Результат синергии - создание самооптимизирующейся (self-optimizing) системы, способной автономно адаптироваться к изменяющимся условиям, минимизируя вмешательство человека для решения рутинных и сложных оперативных задач.

Таким образом, синергетический эффект от интеграции IoT, Big Data, ИИ и Цифровых двойников носит не суммирующий, а мультипликативный характер (Рис. 3.4.3).

Механизмы синергии технологий



Синергетический эффект конвергенции: IoT + Big Data + ИИ + Цифровой двойник → Мультипликативная ценность

Рис. 3.4.3. Синергия технологий IoT, Big Data, ИИ, Digital Twins для создания мультипликативной ценности резильентной организационной системы (составлено авторами)

Эти технологии образуют не набор инструментов, а целостную киберфизическую экосистему, где происходит непрерывный обмен между физическим объектом и его виртуальной репликой. Возникающая emergence-синергия трансформирует саму философию управления, переводя ее от реагирования на события к опережающему, основанному на глубоком понимании и прогнозировании, управлению сложностью. Это создает основу для создания принципиально новых классов интеллектуальных, автономных и устойчивых систем, определяющих траекторию технологического развития в XXI веке.

Традиционные СППР часто опираются на ретроспективный анализ; внедрение ML/AI и продвинутой аналитики даёт переход к предиктивным (прогноз) и прескриптивным (рекомендации действий) подходам, что критично в VUCA-условиях: скорость и обоснованность решений становятся конкурентным преимуществом. Практические рекомендации по успешной интеграции ИИ описаны в обзорах на примерах успешных проектов [17].

Ключевыми препятствиями цифровой трансформации являются качество и полнота данных, фрагментированность систем, дефицит квалифицированных кадров, кибер- и информационная безопасность, нормативно-правовые и этические вопросы (включая проблему «чёрного ящика» ИИ). Для практической реализации требуются институциональные меры, инвестиции в данные и обучение, а также продуманная стратегия по управлению рисками ИИ. (См. разделы эмпирических исследований и обзоров [17].)

Резильентность экономической системы в цифровую эпоху основывается на ее «когнитивных» способностях: предвидеть риски, перераспределять ресурсы и реконфигурировать процессы в режиме, близком к реальному времени. Теоретической основой для этого служит синергия трех взаимодополняющих элементов, показанных в таблице 3.4.2.

Искусственный интеллект, в частности машинное обучение (ML) и обработка естественного языка (NLP), выступает «мозгом» этой системы, выявляя скрытые закономерности, паттерны и аномалии в больших данных, которые недоступны для человеческого восприятия [18].

Таким образом, формируется когнитивная петля обратной связи: данные от физических активов и рынков поступают в цифрового двойника, где ИИ-алгоритмы их анализируют, предлагая оптимизированные управленческие решения, которые затем воплощаются в реальности, генерируя новые данные.

Табл. 3.4.2. Синергия элементов резильентности экономических систем

Элемент	Пояснение
Принятие решений на основе данных (Data-Driven Decision Making (DDDM)).	Эта парадигма предполагает принятие решений на основе анализа данных, а не исключительно на интуиции или прошлом опыте, что статистически значительно повышает эффективность управления (Brynjolfsson & McAfee, 2017). Данный подход становится краеугольным камнем управления в условиях неопределенности
Теория сложных адаптивных систем (Complex Adaptive Systems - CAS).	Промышленные и экономические системы рассматриваются как совокупность взаимосвязанных агентов (поставщиков, производителей, логистических хабов, потребителей), поведение которых нелинейно и коэволюционирует (Holland, 2014). Российские исследователи также подчеркивают, что современная промышленность представляет собой сложную киберфизическую систему, требующую новых подходов к управлению (Цвигун и др., 2021)
Концепция «Цифрового двойника» (Digital Twin)	Подразумевает создание виртуальной, динамически обновляемой копии физической системы (например, целой цепочки поставок или производственного процесса), позволяющей проводить симуляции и оценивать последствия решений до их реализации в реальном мире (Tao et al., 2019). В российской научной литературе данная концепция активно развивается применительно к задачам создания «умных» производств и управления жизненным циклом продукции (Клочков, 2020)

Источник: составлено авторами

Оптимизация принятия организационных решений на основе предиктивной и прескриптивной аналитики

Традиционные системы поддержки принятия решений (СППР) часто ограничены ретроспективным анализом и жестко заданными бизнес-правилами. Внедрение аналитики на основе ИИ позволяет перейти к проактивным и адаптивным моделям управления, трансформируя саму организационную структуру.

Предиктивная аналитика (Predictive Analytics) отвечает на вопрос «Что произойдет?». Алгоритмы прогнозирования, основанные на методах регрессионного анализа, временных рядов и нейронных сетей, позволяют с высокой точностью предсказывать широкий спектр событий: от спроса на продукцию и выхода оборудования из строя до колебания цен на сырье и рисков оттока ключевых сотрудников [19]. Это позволяет организации перейти от реактивной к упреждающей стратегии, заранее резервируя ресурсы и разрабатывая планы действий.

В качестве примера можно привести крупную горнодобывающую компанию, которая использует ИИ для анализа геологических данных, исторической

добычи, спутниковых снимков и рыночных тенденций. Модель машинного обучения прогнозирует объемы и себестоимость добычи полезных ископаемых на различных участках, что позволяет оптимизировать инвестиционные планы, бюджет и логистику закупок [20].

Прескриптивная аналитика (Prescriptive Analytics) отвечает на вопрос «Что делать?». Это высший уровень аналитической зрелости, на котором система не только предсказывает событие, но и предлагает оптимальные сценарии действий с оценкой их потенциальных последствий по ключевым показателям эффективности (KPI). Для этого используются методы оптимизации, имитационного моделирования и рекомендательные системы [21]. Примером может служить сбой поставок [22]. В условиях внезапного сбоя поставок критически важного компонента из-за геополитических ограничений, система на основе ИИ в режиме реального времени анализирует альтернативных поставщиков, логистические маршруты, оценивает их стоимость, сроки, риски и воздействие на производственный график. В результате менеджер получает не просто данные, а несколько ранжированных по эффективности вариантов перестройки цепочки, что позволяет минимизировать убытки и простои [1].

Внедрение таких систем трансформирует организационную структуру, делая ее более плоской и гибкой. Решения на операционном и тактическом уровне все больше делегируются интеллектуальным агентам, а стратегический менеджмент фокусируется на выборе между предложенными алгоритмом сценариями и постановке целей высшего порядка.

Повышение резильентности и эффективности цепочки поставок с помощью ИИ и больших данных

Цепочка поставок является кровеносной системой современной промышленности и наиболее уязвимым элементом в условиях кризисов. Пандемия COVID-19 наглядно продемонстрировала хрупкость глобальных логистических сетей. ИИ-решения кардинально повышают их прозрачность, гибкость и устойчивость, формируя то, что в литературе называют «цифровой цепочкой поставок» (Digital Supply Chain) [16].

1. *Прогнозная аналитика спроса и динамическое ценообразование.* Модели машинного обучения анализируют не только исторические продажи, но и сотни внешних факторов: погоду, макроэкономические индикаторы, активность в социальных сетях, данные с кассовых терминалов в режиме реального времени (ЧТЗ). Это позволяет с высочайшей точностью прогнозировать спрос, минимизируя риски как дефицита, так и затоваривания складов. Российские ритейлеры,

например, активно внедряют такие системы для оптимизации ассортимента в региональной сети [23].

2. *Предиктивное обслуживание логистики (Predictive Maintenance)*. Датчики Интернета Вещей (IoT) на транспорте и погрузочной технике передают данные о вибрации, температуре, нагрузке и других параметрах. ИИ-алгоритмы прогнозируют вероятность поломки, позволяя проводить техобслуживание по фактическому состоянию, а не по регламенту. Это снижает внезапные простои, увеличивает доступность транспорта и продлевает его жизненный цикл [24].

3. *Оптимизация складской логистики и динамической маршрутизации*. Алгоритмы оптимизации, включая генетические алгоритмы и методы муравьиной колонии, в режиме реального времени пересчитывают складские маршруты погрузчиков, планируют размещение товаров (с учетом оборачиваемости и веса) и строят оптимальные маршруты доставки с учетом пробок, погодных условий и ограничений по весу и габаритам. Это позволяет существенно сократить топливные издержки, время выполнения заказа и углеродный след.

4. *Снижение рисков и управление сбоями (Risk Mitigation и Disruption Management)*. ИИ-системы, оснащенные модулями обработки естественного языка (NLP), постоянно мониторят глобальные новостные потоки, данные о погоде, политической обстановке, движении судов и состоянии портов. При выявлении сигналов о потенциальном сбое (например, шторм в районе порта, забастовка водителей или введение новых санкций), система автоматически оповещает менеджеров, оценивает потенциальное воздействие на цепочку и начинает проактивный поиск альтернативных решений, реализуя принцип «упреждающей резильентности» [1,25]. Подходы к моделированию таких рисков активно развиваются и в российской науке [22,30].

В завершающей части главы считаем необходимым рассмотреть **вызовы и ограничения** на пути внедрения вышеперечисленных интеллектуальных инструментов. Несмотря на колоссальный потенциал, широкомасштабное внедрение ИИ-аналитики в практику управления сталкивается с рядом системных вызовов, требующих комплексного решения (табл. 3.4.3).

Практические направления применения (ключевые механизмы):

- точное прогнозирование спроса и динамическое ценообразование;
- предиктивное обслуживание транспортной и складской инфраструктуры;
- оптимизация маршрутов и складских потоков в реальном времени;
- прескриптивная аналитика для принятия оперативных решений;
- обеспечение прозрачности и отслеживаемости (traceability) для уменьшения каскадных эффектов

Табл. 3.4.3. Вызовы и ограничения на пути внедрения интеллектуальных инструментов

Вызовы	Пояснение	
Качество данных и «цифровая гигиена»	Принцип «мусор на входе – мусор на выходе» («garbage in – garbage out») остается актуальным. Необходимо значительная инвестиция в создание целостной и качественной data-инфраструктуры	Многие российские предприятия сталкиваются с проблемой «информационных разрывов» и низкой культурой работы с данными [26]
Дефицит кадров и компетенций	Острейшая нехватка специалистов, совмещающих глубокую экспертизу в предметной области (логистика, производство) с навыками data science и работы с ИИ	Это требует пересмотра образовательных программ и программ переподготовки кадров [27]
Кибербезопасность и суверенитет данных	Централизация критически важных данных и алгоритмов принятия решений создает новые, мощные векторы для кибератак	Вопросы обеспечения киберустойчивости и управления данными в рамках национальной юрисдикции становятся вопросами национальной безопасности [28]
Этика, доверие и регулирование	«Черный ящик» некоторых сложных ML-моделей (например, глубоких нейронных сетей) может вызывать недоверие у персонала, потребителей и регуляторов.	Необходимо развитие объяснимого ИИ (Explainable AI – XAI) и создание нормативно-правовой базы, регулирующей использование ИИ в управлении [29] В России эти вопросы находятся в стадии активного обсуждения [30]

Источник: составлено авторами

Заключение

Проведенное исследование позволяет констатировать, что в условиях перманентной турбулентности и неопределенности VUCA-мира парадигма управления организационными системами и цепями поставок претерпевает фундаментальную трансформацию. Ключевым вектором этой трансформации становится переход от традиционной «устойчивости» (*sustainability*), нацеленной на сохранение равновесия и долгосрочную стабильность, к динамической «резильентности» (*resilience*), понимаемой как способность системы поглощать шоки, адаптироваться к новым условиям и трансформироваться, используя кризис как возможность для развития.

Центральным теоретическим выводом главы является положение о том, что достижение высокой степени резильентности в современной экономике невозможно без глубокой интеграции технологий искусственного интеллекта и аналитики больших данных. Эти технологии перестают быть инструментами операционной эффективности, превращаясь в стратегический актив и краеугольный канейтон новой управленческой философии, основанной на данных (*Data-Driven Decision Making*).

В работе была детально проанализирована и декомпозирована **синергия ключевых цифровых технологий** (IoT, Big Data, ИИ, Цифровые двойники), порождающая emergence-эффекты, недостижимые для каждого компонента в отдельности. Показано, что их конвергенция формирует целостную киберфизическую экосистему, реализующую замкнутый контур управления: от сбора данных и создания их цифровой репрезентации до проактивного моделирования сценариев и прескриптивной выработки оптимизированных решений. Это обеспечивает переход от реактивных и ретроспективных методов управления к предиктивным и прескриптивным, что является критическим конкурентным преимуществом.

С практической точки зрения, исследование продемонстрировало конкретные механизмы повышения резильентности в двух ключевых областях.

1. **В сфере организационных решений** – за счет внедрения систем предиктивной и прескриптивной аналитики, которые не только прогнозируют риски и события, но и предлагают обоснованные варианты управленческих действий, трансформируя организационные структуры в сторону большей гибкости и адаптивности.

2. **В управлении цепями поставок** – путем применения ИИ для точного прогнозирования спроса, предиктивного обслуживания инфраструктуры, динамической оптимизации маршрутов и проактивного управления рисками, что кардинально повышает прозрачность, гибкость и устойчивость логистических сетей к disruptions.

Вместе с тем, работа выявила **системные барьеры**, сдерживающие широкомасштабное внедрение рассмотренных технологий. К ним относятся проблемы качества данных и «цифровой гигиены», острый дефицит кросс-функциональных компетенций, риски кибербезопасности, а также этические и нормативные вызовы, связанные с «черным ящиком» ИИ. Преодоление этих барьеров требует комплексных усилий, включающих инвестиции в data-инфраструктуру, модернизацию системы образования, развитие методологии объяснимого ИИ (XAI) и формирование адекватной нормативно-правовой базы.

Таким образом, формирование резильентности организационных систем на основе искусственного интеллекта и больших данных представляет собой не техническую задачу, а комплексную стратегическую проблему, требующую трансформации управления, корпоративной культуры и подходов к развитию человеческого капитала. Дальнейшие исследования в данной области видятся в развитии методологии оценки уровня цифровой зрелости и резильентности компаний, в углубленном изучении вопросов киберустойчивости киберфизиче-

ских систем, а также в анализе долгосрочных социально-экономических последствий автономизации управления, что в совокупности определит траекторию развития интеллектуальной экономики в ближайшие десятилетия.

Литература

1. Ivanov, D., & Dolgui, A. (2020). *Viability and resilience of supply chains: A review*. *Annual Reviews in Control*, 50, 1-16.
2. Масюк Н.Н., Бушуева М.А., Герасимова А.А., Курьянов А.Е. Интеллектуальные платформенные инструменты в экосистемах управления знаниями. В книге: *Интеллектуальная платформенная экономика: тенденции развития*. Монография. Под редакцией А.В. Бабкина. Санкт-Петербург, 2023. С. 115-139.
3. Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). *Artificial intelligence for the real world*. *Harvard Business Review*, January–February 2018.
4. Масюк Н.Н., Курьянов А.Е., Бушуева М.А., Шакуев Д.А. Искусственный интеллект как ключевой элемент цифровой трансформации экономики. 2021. № 10. С. 49-54.
5. Holling, C. S. (1973). *Resilience and stability of ecological systems*. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 4, 1–23.
6. Ivanov, D., Dolgui, A., & Sokolov, B. (2019). *The impact of digital technology and Industry 4.0 on the ripple effect and supply chain risk analytics*. *International Journal of Production Research*, 57(3), 829-846.
7. ISO 22316:2017 *Security and resilience — Organizational resilience — Principles and attributes*
8. Hamel, G. and Välikangas, L. (2003) *The Quest for Resilience*. *Harvard Business Review*, 81, 52-63.
9. Lengnick-Hall, C. A., & Beck, T. E. (2016). *Resilience Capacity and Strategic Agility: Prerequisites for Thriving in a Dynamic Environment*. In *Resilience Engineering Perspectives* (Vol. 2, pp. 61-92). CRC Press.
10. Christopher, M., & Peck, H. (2004). *Building the resilient supply chain*. *The International Journal of Logistics Management*, 15(2), 1–14.
11. Ponomarev, S. Y., & Holcomb, M. C. (2009). *Understanding the concept of supply chain resilience*. *The International Journal of Logistics Management*, 20(1), 124–143.
12. Tao, F., Sui, F., Liu, A., Qi, Q., Zhang, M., Song, B., ... & Nee, A. Y. C. (2019). *Digital twin-driven product design framework*. *International Journal of Production Research*, 57(12), 3935-3953.
13. Агафонова, М. С. Адаптивность внутренней среды как инструмент резильентности экосистемы / М. С. Агафонова, В. Л. Порядина, Т. Л. Лихачева // *Экономика и предпринимательство*. – 2023. – № 4(153). – С. 1029-1032. – DOI 10.34925/EIP.2023.153.4.202. – EDN UJFTMM.
14. Мыслякова, Ю. Г. Экономическая резильентность индустриальных регионов: инновационный аспект / Ю. Г. Мыслякова // *Экономика и управление*. – 2022. – Т. 28, № 12. – С. 1242-1251. – DOI 10.35854/1998-1627-2022-12-1242-1251. – EDN BTRAHD.
15. Смородинская Н.В., Малыгин В.Е. Резильентность как стратегический императив в эпоху неопределенности. *Экономические стратегии*. 2021. Т. 23. № 6 (180). С. 58-62.
16. Wang, L., Wang, G., & Ruan, J. (2020). *The role of digital twin in supply chain management*. In *Digital Twin Driven Smart Design* (pp. 289-307). Academic Press.

17. Экономика и управление цифровой трансформацией экономических систем. Алексеева Н.С., Алетдинова А.А., Бабкин А.В., Батищев С.А., Батукова Л.Р., Безпалько Л.В., Бизина О.А., Бичева О.В., Близнюк О.С., Борисов А.А., Бушуева М.А., Василенко Н.В., Денисова И.П., Деревянкина Н.А., Ергунова О.Т., Ильинская Е.М., Ильинский В.В., Калюта В.А., Камалетдинов А.Ш., Канлун Ю.А. и др. Санкт-Петербург, 2024.
18. Provost, F., & Fawcett, T. (2013). *Data science for business: What you need to know about data mining and data-analytic thinking*. O'Reilly Media, Inc.
19. Shmueli, G., & Lichtendahl, K. C. (2017). *Practical time series forecasting with R: A hands-on guide*. Axelrod Schnall Publishers.
20. Попова Е. Ю., Смирнов А. В., Козлов Д. С. Прогнозирование объемов добычи полезных ископаемых с использованием машинного обучения // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2022. – № 5. – С. 89-101.
21. Bertsimas, D., & Kallus, N. (2020). *From predictive to prescriptive analytics*. *Management Science*, 66(3), 1025-1044.
22. Травкин С. И. Моделирование рисков сбоев в глобальных цепях поставок // Экономика и предпринимательство. – 2022. – № 5(142). – С. 678-682.
23. Логинова А. В. Применение методов машинного обучения для прогнозирования спроса в розничной торговле // Логистика и управление цепями поставок. – 2023. – № 1(108). – С. 15-25.
24. Lee, J., Kao, H. A., & Yang, S. (2014). *Service innovation and smart analytics for Industry 4.0 and big data environment*. *Procedia CIRP*, 16, 3-8.
25. Sheffi, Y. (2005). *The Resilient Enterprise: Overcoming Vulnerability for Competitive Advantage*. MIT Press.
26. Куприяновский В. П., Сухомлин В. А., Намиот Д. Е. Большие данные и их роль в цифровой экономике // Международный журнал открытых информационных технологий. – 2020. – Т. 8, № 1. – С. 10-23.
27. Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. W. W. Norton & Company.
28. Цвигун И. В., Афанасьев К. Е., Родионов И. И. Киберфизические системы как основа индустрии 4.0: вызовы и решения // Информационные технологии. – 2021. – Т. 27, № 6. – С. 321-330.
29. Burkov, A. (2019). *The Hundred-Page Machine Learning Book*. Andriy Burkov.
30. Акбердина В.В. Факторы резильентности в российской экономике: сравнительный анализ за период 2000-2020 гг. Национальные интересы: приоритеты и безопасность. 2021. Т. 17. № 8 (401). С. 1412-1432. EDN: UTWWQM. DOI: 10.24891/ni.17.8.1412

Сведения об авторах

Масюк Наталья Николаевна – профессор кафедры экономики и управления Владивостокского государственного университета, докт. экон. наук, профессор; 690014, Владивосток, ул. Гоголя, д. 41.

Бушуева Марина Александровна – доцент кафедры экономики и прикладной информатики Российского экономического университета им. Г.В. Плеханова (Ивановский филиал), канд. экон. наук, доцент, 153004, Иваново, ул. Дзержинского, 53.

Кириянов Алексей Евгеньевич – доцент кафедры экономики и предпринимательства Ивановского государственного университета, канд. экон. наук, доцент, 153004, Иваново, ул. Ермака, 37.

Скобелев Анатолий Викторович – аспирант кафедры экономики и управления Владивостокского государственного университета. 690014, Владивосток, ул. Гоголя, д. 41.

Masyuk Natalya Nikolaevna – Professor of the Department of Economics and Management of Vladivostok State University, Doctor of Economical Science, Professor; 690014, Vladivostok, Gogol Street, 41.

Bushueva Marina Aleksandrovna – Associate Professor of the Department of Economics and Applied Informatics of the Plekhanov Russian University of Economics (Ivanovo branch), Candidate of Economics, Associate Professor, 153004, Ivanovo, Dzerzhinsky str., 53.

Kiryanov Aleksey Evgenievich – Associate Professor of the Department of Economics and Entrepreneurship at Ivanovo State University, PhD in Economics, Associate Professor, 153004, Ivanovo, Yermak St., 37.

Skobelev Anatoly Viktorovich – Postgraduate Student, Department of Economics and Management, Vladivostok State University. 690014, Vladivostok, Gogol Street, 41.

DOI: 10.18720/IEP/2025.5/19

§ 3.5 The impact of artificial intelligence technology on improving the performance of large-scale industrial enterprises

Abstract

The impact of Artificial Intelligence (AI) technologies on the performance metrics of large industrial businesses and their subsequent significance in national economic development is thoroughly examined in this monograph. The study fills a significant gap in the literature by going beyond discrete case studies to offer a comprehensive, systemic framework for comprehending AI's function as a key driver of industrial performance and macroeconomic competitiveness. It is set within the larger framework of the Fourth Industrial Revolution (Industry 4.0). In order to identify the linkages that lead from enterprise-level improvements in productivity to economy-wide growth, the main goal is to systematize and analyze the complex effects of AI across four key operational domains: Smart Production, Energy Management, Workforce Transformation, and Innovation & R&D. The process, which integrates a comprehensive study of worldwide scientific literature, analytical findings from top consulting enterprises, and comprehensive case studies of worldwide business leaders, is founded on a methodical qualitative analysis. The results show that AI-driven gains in important metrics of performance, such as innovation speed, resource efficiency, overall equipment effectiveness, and total factor productivity (TFP), are not just incremental but rather signify an evolutionary move towards intelligent, adaptive industrial systems. Sustainable development, fundamental economic change, and increased national competitiveness are all sparked by this shift. According to the monograph's conclusion, strategic AI integration is essential to contemporary corporate strategy and industrial policy, and it directly affects a country's capacity for economic growth and resilience. Future research avenues highlight the need for quantitative empirical modeling, in-