

Низкоэнтропийная автоматизация и трансформация производственных отношений: барьеры между людьми и технологиями, экономика внедрения и воспроизводство экспертизы

R.W.¹

Аннотация. Доминирующий подход к ИИ-автоматизации (высокоэнтропийная автоматизация) системно усиливает барьеры между людьми и технологиями, провоцирует деградацию компетенций, разрушает кадровую преемственность и создает финансовые риски скрытого накопления ошибок. В статье предложена альтернативная архитектура (низкоэнтропийная автоматизация), которая снимает барьеры за счет участия человека в системе в качестве ключевого структурного элемента. Показано, что экономическая модель низкоэнтропийной автоматизации формирует отдачу не через сокращение персонала, а через увеличение производительности на единицу работника, сублинейное масштабирование затрат и минимизацию стоимости скрытых ошибок. Анализ проведен на примерах промышленного производства, авиации, медицины и лесного хозяйства. Обосновано, что узкодоменные модели с непрерывным дообучением экспертами в конкретной области точнее универсальных языковых моделей, а объединение узкодоменных моделей в децентрализованную сеть открывает путь к ИИ-системе нового типа с двухконтурной коррекцией. Термины «высокоэнтропийная» и «низкоэнтропийная ИИ-автоматизация» предложены в настоящей работе; энтропия понимается как мера неопределенности выходов системы в смысле Шеннона.

Ключевые слова: *низкоэнтропийная автоматизация, высокоэнтропийная автоматизация, барьеры внедрения технологий, деградация компетенций, человек в контуре (human-in-the-loop, HITL), Индустрия 5.0, производственные отношения, переобучение кадров, цифровой двойник, мультиагентная система.*

JEL: O33, J24, L23, M15, Q23.

¹ Автор (R.W.) - независимый исследователь в области ИИ-автоматизации и цифровых двойников. Результаты получены в ходе практической работы над проектом цифрового двойника лесной экосистемы: полное финансовое моделирование, разработка PoC мультиагентной системы на GPU-сервере, проектирование архитектуры низкоэнтропийной автоматизации.

Введение: почему ИИ-автоматизация буксует

Каждая крупная технологическая волна сопровождалась однотипной проблемой: затрудненным принятием новых технологий и необходимостью массового переобучения работников. В теории технологических укладов С. Ю. Глазьева (развивающей теорию длинных волн Н. Д. Кондратьева) этот процесс описан как закономерная смена технологических укладов - целостных систем технологически сопряженных производств, каждая из которых формирует собственный тип общественного потребления, структуру рабочей силы и институциональную среду (Львов, Глазьев, 1986). С.Ю. Глазьев выделяет шесть укладов, каждый продолжительностью 40–60 лет: от текстильных мануфактур (I уклад, 1770–1830) через паровой двигатель, электричество, двигатель внутреннего сгорания и нефтехимию к микроэлектронике и информационным технологиям (V уклад, 1970–2010). В настоящее время формируется VI уклад, ядро которого составляют нано- и биотехнологии, искусственный интеллект и цифровые платформы (Глазьев, 1993). Ключевое наблюдение теории: на каждой смене уклада основным тормозом были не столько инженерные ограничения, сколько человеческие из-за страха потери работы, неспособности переобучиться, порождающих сопротивление организационным изменениям. Институты и компетенции старого уклада становятся барьером для нового (Acemoglu, Restrepo, 2022; Autor, 2015).

ИИ-автоматизация 2020-х годов воспроизводит этот паттерн, но с принципиально новым свойством. Предыдущие технологии автоматизировали физические или рутинные когнитивные операции. Искусственный интеллект претендует на автоматизацию суждения, то есть того, что до сих пор было исключительной прерогативой человека. В докладе Всемирного экономического форума 2025 года отмечен разрыв в навыках как главный барьер трансформации на пути к новому технологическому укладу в 52 из 55 обследованных национальных экономик. На корпоративном уровне 46 % компаний указывают на организационную культуру и сопротивление изменениям как ключевое препятствие (Future of Jobs Report, WEF, 2025). По данным исследования «Альянса в сфере ИИ», проведенного в 2024 году в более, чем 150 компаний, основным препятствием является кадровый дефицит в двух его аспектах: нехватка разработчиков и непонимание руководителями ценности технологий («Альянс в сфере ИИ», 2024).

В настоящей статье барьеры рассматриваются не как проблема «недостаточного обучения», а как следствие архитектуры автоматизации. В этой связи введем понятия «высокоэнтропийная» и «низкоэнтропийная» ИИ-автоматизация, понимая при этом энтропию как меру неопределенности

выходов системы в смысле Шеннона (Шеннон, 1963). Высокоэнтропийной ИИ-системой будем считать замкнутую систему без человека в контуре (без обратной связи), в которой неопределенность выходов накапливается со временем и не корректируется. Низкоэнтропийной ИИ-системой будем считать открытую систему на основе узкодоменных моделей, в которой неопределенность сбрасывается на каждом уровне благодаря включению человека в контур и его участию в коррекции (сбросе ошибок) на входе (верификация исходных данных) и на выходе (верификация машинных решений).

Основной тезис настоящей статьи состоит в следующем: доминирующий подход на базе универсальных языковых моделей (высокоэнтропийная автоматизация) системно усиливает барьеры, а предлагаемая альтернатива (низкоэнтропийная автоматизация на базе узкодоменных моделей с человеком в контуре) способна разрешить проблему на структурном уровне.

Барьеры между людьми и технологиями: типология

Когнитивный барьер: страх и непонимание

Восприятие новой технологии как угрозы представляет собой устойчивую поведенческую закономерность, обусловленную эволюционно сформированной осторожностью. Исследования промышленного сектора фиксируют типичную ситуацию: «Мы внедрим цифровую систему и меня уволят, потому что вместо меня будет думать компьютер»². Метрика успеха ИИ-индустрии, выражаемая как «процент задач, выполненных без человека», воспринимается работниками однозначно как то, что цель технологии сделать меня ненужным.

На производственной линии это проявляется следующим образом: оператор станка с ЧПУ наблюдает, как система визуального контроля распознает дефекты, которые он сам обнаруживал двадцать лет (Akinagbe, 2024). Типичная реакция в подобных ситуациях не признание эффективности технологии, а тревога относительно собственной профессиональной востребованности.

Квалификационный барьер: разрыв в навыках

Уже цитированный выше доклад Всемирного экономического форума указывает, что 50 % работников нуждаются в значительном переобучении к 2030 году (WEF, 2025). При этом, исследование Брукингского института показывает, что программы переподготовки сталкиваются с парадоксом:

²Соппротивление будущему: готова ли промышленность России к цифровым технологиям // Ведомости. 2024. 15 окт.

работники нередко переходят из одной автоматизируемой профессии в другую, а организаторы программ все еще не в состоянии предсказать, какие навыки будут востребованы (Brookings Institution, 2025). Инвестиции в обучение концентрируются на работниках с продвинутыми навыками, а наиболее уязвимые категории получают наименьшую поддержку.

Ученые Массачусетского технологического института предлагают принципиально иной подход: не переобучение для замены, а усиление работника посредством ИИ (augmentation vs automation). Авторы подчеркивают, что тенденция к избыточной автоматизации процессов, которые работники выполняют не хуже машин, приводит к разочаровывающим результатам, не повышая производительности (MIT, 2024).

Экономический барьер: зависимость и стоимость

По данным сети общих сервисов и аутсорсинга SSON, 45 % участвующих в ее исследовании организаций находятся лишь на этапе анализа потенциала искусственного интеллекта, а около четверти – в фазе пилотного проекта. Отмечается, что ИИ-автоматизация создает новую форму зависимости предприятий от поставщиков технологий, которая ведет к утрате ими контроля над бизнес-процессом при передаче критических функций облачным API крупных поставщиков (SSON, 2025). Исследование Goldman Sachs оценивает, что при широком внедрении ИИ 6–7 % рабочей силы США может быть вытеснено, причем безработица среди молодых специалистов (20–30 лет) в технологически уязвимых профессиях уже возросла на 3 п. п. с начала 2025 года (Goldman Sachs, 2025).

Энтропийный барьер: деградация компетенций (deskilling)

Это барьер нового типа, специфичный для ИИ-автоматизации. Он возникает не до внедрения, а после. В публикации журнала «ИИ и безопасность (AI & Society)» вводится понятие сред, которые ограничивают развитие способностей человека (capacity-hostile environments), то есть сред, в которых ИИ-опосредованное выполнение задач препятствует развитию и сохранению человеческих компетенций (Marin, Steinert, 2025). В исследовании Cognitive Research показано, что ИИ-ассистенты способны ускорять деградацию навыков у экспертов и тормозить их развитие у новичков, причем обе группы не осознают масштаба проблемы, поскольку искусственный интеллект создает «иллюзию компетенции» (Cognitive Research, 2024). Близкая концептуализация того же явления предложена в рамках теории «опустошённого разума» (hollowed mind), согласно которой доступность готовых ответов ИИ позволяет пользователям систематически избегать

когнитивных усилий, необходимых для формирования глубинных знаний. Авторы вводят понятие «ловушки суверенитета» (Sovereignty Trap) как механизма, при котором авторитетная компетентность ИИ побуждает пользователя обходиться без собственного интеллектуального суждения, ошибочно принимая доступ к информации за подлинное знание (Klein, Klein, 2025). Тем самым проблема энтропийного барьера получает независимое подтверждение в когнитивной науке.

Авиация. Наиболее документированный случай. Современные системы управления полетом (FMS) управляют воздушным судном от взлета до посадки. Пилоты проводят основное время, мониторя автоматику, а не управляя самолетом. В результате атрофия навыков ручного пилотирования. Катастрофа рейса Air France 447 в 2009 году стала болезненным уроком: при отключении автопилота экипаж не сумел перехватить управление (El Toghiani, Farghaly, 2026; Warm, 2025).

Медицина. ИИ-системы диагностики помогают обнаруживать аномалии, но создают риск клинической деградации. Когда врачи принимают рекомендации ИИ без перекрестной проверки, диагностическая пропускная способность снижается, особенно у молодых специалистов (Warm, 2025; Cabitza et al., 2017). Исследование в радиологии продемонстрировало искажения, вызванные автоматизацией (automation bias): радиологи чаще ошибались, следуя некорректным рекомендациям ИИ, чем работая без него (Dratsch et al., 2023).

Производство. На автоматизированных линиях оператор, контролирующий работу, постепенно утрачивает навык ручной диагностики неисправностей. В журнале IEEE Transactions on Automation Science and Engineering отмечается сдвиг роли человека от оператора к супервизору, однако предупреждается: без активного участия в процессе обучения роботов этот переход ведет к деградации (IEEE TASE, 2025).

Выявлена общая закономерность: деградация компетенций формирует положительную обратную связь, при которой по мере снижения качества функционирования системы уменьшается и способность человека обнаружить это снижение (Marin, Steinert, 2025; Cognitive Research, 2024).

Корень проблемы: метрика автономности вместо метрики точности

Доминирующий подход к ИИ-автоматизации автором определен как высокоэнтропийная автоматизация, то есть автоматизация с неконтролируемым ростом неопределенности. Ее экономический драйвер направлен на то, чтобы снизить стоимость операции, исключив человека из процесса с помощью метрики «процент задач, выполненных без

человеческого участия», которую активно применяют инвесторы, корпорации и маркетологи ИИ-продуктов.

Исходное наблюдение, положенное в основу альтернативной концепции, состоит в том, что указанная метрика измеряет автономность, а не точность. На коротком горизонте различие незначительно; на длинном оно приобретает критический характер. Каждый шаг автономной работы с некоторой вероятностью порождает ошибку. Без обратной связи ошибки накапливаются скрыто. Антропик формализовал это, разложив ошибки больших языковых моделей на систематические (bias) и непредсказуемые, растущие с длиной цепочки (variance) (Anthropic, 2025).

Проблема накопления ошибок в цепочках агентов уже описана в отраслевой и академической литературе. По данным Индекса искусственного интеллекта число ИИ-инцидентов возросло на 56,4 % за год (Casper et al., 2026). Монтгомери вводит термин «проблема кумулятивного накопления ошибок» (compounding entropy problem) и отмечает, что добавление ИИ-слоев поверх ИИ только усиливает проблему. Математическая формализация показывает: при точности 85 % на каждом шаге и цепочке из 8 шагов общая вероятность безошибочного выполнения составляет 27 % (Towards Data Science, 2026; Montgomery, 2026). Однако ни один из указанных авторов не предлагает целостной архитектуры решения, предлагаемые меры носят фрагментарный характер.

Характерно, что аналогичные меры обсуждаются и в крупнейшей индустриальной экономике мира, в Китае. В аналитическом обзоре агентства Синьхуа, опубликованном в контексте Плана действий Министерства промышленности и информатизации КНР по интеграции промышленного интернета и ИИ, отмечается необходимость построения новых производственных отношений для режима человеко-машинного симбиоза. Указывается на экономическое противоречие ИИ-автоматизации, когда затраты на распознавание дефекта изделия через облачную обработку данных обходятся дороже, чем прибыль от самого изделия (Xinhua, 2026). Компания Дайин Текнолоджи развивает направление малых моделей, обученных на реальных физических данных конкретного оборудования (physics-aware AI), а не на данных интернета (Dayin Technology, 2026). Китайский подход отличает движение от ассистента к автономному агенту и далее к автономной системе, то есть к большей автономии, а не от нее. Проблема кадрового дефицита формулируется как «не хватает людей, нужно больше автоматизировать». Экономическая модель, основанная на усилении работника, а не на его замене, в указанных работах китайских авторов отсутствует. Таким образом, низкоэнтропийная архитектура как целостное решение не предложена ни в западном, ни в восточном дискурсе. Вместе с тем, в китайском академическом

сообществе развиваются концепции, структурно близкие к предлагаемой архитектуре. В специальном выпуске журнала «Вестник машиностроения» (Journal of Mechanical Engineering) Цяо и соавторы предлагают многоуровневую структуру интеграции человека в производственные системы Индустрии 5.0, выделяя три уровня участия: оператор внутри контура (adaptive innovation in the loop), лицо, принимающее решения, над контуром (intelligent innovation on the loop), и социальный участник вне контура (Qiao et al., 2025). Данная структура обнаруживает очевидное сходство с предлагаемой в настоящей статье четырехуровневой архитектурой системы двухконтурной коррекции (СДК), в особенности с уровнями 0 и 3. Примечательно, однако, что китайские авторы ограничиваются описанием рамочной структуры и не выходят на экономическое обоснование и механизм непрерывного дообучения узкодоменных моделей через двухконтурную коррекцию, то есть на тот элемент, который составляет ядро предлагаемой в настоящей работе архитектуры.

Низкоэнтропийная автоматизация: архитектура, снимающая барьеры

ИИ-система без контура коррекции становится замкнутой системой в смысле отсутствия контура коррекции весов на локальных данных. Из-за этого неопределенность ее выходов может только расти. Высокоэнтропийные системы формально получают обратную связь в виде логов использования, а также периодическое обучение с подкреплением на основе обратной связи от человека (RLHF)³ при переобучении поставщиком. Однако эта связь не образует контура коррекции: логи не возвращаются в веса модели на конкретном предприятии, RLHF происходит на обобщенных данных раз в несколько месяцев и не отражает специфику конкретного домена. Это мониторинг без коррекции, то есть наблюдение за расхождением, а не его устранение.

Предлагаемая альтернативная низкоэнтропийная автоматизация имеет систему с двухконтурной коррекцией (СДК), в которой энтропия не накапливается, а сбрасывается на каждом уровне. Главная метрика - «сохранение связи с реальностью при масштабировании».

Архитектура четырехуровневая: человек рядом с объектом автоматизации (уровень 0), сбрасывающий энтропию данных; узкие специализированные модели (уровень 1); виртуальный координатор (уровень 2); человек - доменный эксперт (уровень 3), сбрасывающий энтропию интерпретации. Каждая экспертная коррекция возвращается в модель как обучающий сигнал. Концепция согласуется с парадигмой Индустрия 5.0, в

³Здесь и далее RLHF (Reinforcement Learning from Human Feedback) — обучение с подкреплением на основе обратной связи от человека.

которой человекоцентричное производство ставит интересы работника в центр, а технологии развивают его способности (Turner et al., 2021; Wang et al., 2025).

Примеры из разных отраслей

Производственная линия. На производственной линии оператор, физически находящийся рядом с объектом, способен зафиксировать отклонения, не регистрируемые датчиками. В низкоэнтропийной архитектуре его наблюдение является основанием для верификации и, при подтверждении, обучающим примером для модели. Данный принцип аналогичен практике производственной системы Тойота (andon), функционально представляющей собой нижний контур сброса энтропии.

Медицина. В медицине уровень 0 представлен медицинской сестрой, располагающей контекстной информацией, недоступной датчикам (постпрандиальная гипотензия, предпроцедурная тревожность), что позволяет отфильтровать ложные срабатывания на нижнем контуре. Узкие модели мониторинга (уровень 1) и координатор (уровень 2) структурируют информацию для лечащего врача (уровень 3), который оценивает и корректирует рекомендации модели, сохраняя диагностический навык. Каждая коррекция возвращается в модель как обучающий сигнал (Warm, 2025; Cabitza et al., 2017).

Авиация. Современная авионика реализует элементы низкоэнтропийной архитектуры: множество узких систем с разграниченными зонами ответственности и пилот как верхний контур верификации; катастрофы происходят при нарушении этого контура (El Tarhouny, Farghaly, 2026).

Лесное хозяйство. Проект цифрового двойника лесной экосистемы, разрабатываемый с участием автора (более 180 000 га), реализует низкоэнтропийную архитектуру в наиболее полном варианте. Лесник в лесу калибрует датчики. Узкие модели (виртуальные фитопатолог, энтомолог, гидролог) анализируют каждый свой поток данных. Координатор (виртуальный агент) формирует рекомендацию. Человек - доменный эксперт валидирует, корректирует и верифицирует. Экономические показатели: при росте площади лесных участков с 2 000 до 50 000 га (в 25 раз) капитальные затраты растут в 2,1 раза, операционные – в 2,2 раза, персонал – с 4 до 8 человек. При традиционном подходе потребовалось бы 20–30 полевых сотрудников (расчеты автора; Python, d-twin-ml; данные Рослесхоза, Росстата, FAO FRA 2020).

Как низкоэнтропийная автоматизация снимает барьеры

Когнитивный барьер: когда метрика системы «усиление специалиста», а не «замена специалиста», психологический барьер снимается на уровне ее целеполагания. Оператор не воспринимает как угрозу систему, которая архитектурно не функционирует без его участия.

Квалификационный барьер: переобучение меняет характер: не «освой новую профессию, пока ИИ не добрался до этой», а «научись использовать ИИ как инструмент в своей профессии». Доменная экспертиза не обесценивается, а капитализируется. Это согласуется с рекомендацией MIT: усиливать работника для выполнения новых и более экспертных задач, а не статично автоматизировать текущие функции (MIT, 2024).

Энтропийный барьер: эксперт, который каждый день проверяет и корректирует виртуального координатора, сохраняет навыки. Рабочий, который калибрует датчики, остается специалистом, который понимает процесс. Это прямой ответ на проблему утраты человеком способности самостоятельно принимать решения вследствие растущей зависимости от ИИ-технологий (agency decay) (CIGI, 2025), поскольку в низкоэнтропийной системе профессиональные компетенции не атрофируются, задействуясь в ежедневном режиме.

Узкодоменные модели: почему специализация точнее универсальности

Низкоэнтропийная архитектура строится на узкодоменных небольших специализированных моделях, обученных на данных конкретной предметной области. Это не ограничение, а принципиальное архитектурное преимущество. Узкодоменная модель, дообученная на реальных данных конкретного предприятия (посредством LoRA-адаптеров, SFT или иных методов адаптации весов), в текущем состоянии технологии и при сопоставимых затратах на обработку запросов в своей области точнее универсальных языковых моделей, включая фронтирные модели с сотнями миллиардов параметров.

Причина в качестве обучающих данных: универсальная модель обучена на общедоступном тексте, узкодоменная на верифицированных измерениях и экспертных коррекциях. Количественные исследования подтверждают это: модель MedS (8 млрд параметров) превзошла GPT-4o в клинических задачах (Zhang et al., 2025); EnvGPT превзошла GPT-4o-mini в экологии при меньшем размере (Li et al., 2025); Shakti (250 млн параметров) достигла конкурентоспособных результатов на Raspberry Pi (Shakti, 2025).

С каждым циклом обратной связи разрыв увеличивается: универсальная модель обновляется раз в несколько месяцев, узкодоменная непрерывно.

Накопленное знание принадлежит предприятию и не может быть воспроизведено без аналогичной инфраструктуры обратной связи.

При этом универсальные языковые модели сохраняют для узкодоменных моделей роль справочника (обновление регуляторных знаний и т. п.), тогда как рабочие решения принимает сама узкодоменная модель с верифицированными весами.

Аппаратная инфраструктура высокоэнтропийной автоматизации предполагает либо зависимость от публичных API поставщиков, либо создание собственных ИИ-кластеров стоимостью в десятки и сотни миллионов рублей. Однако локальный кластер не решает проблему архитектуры: универсальная языковая модель на собственном оборудовании сохраняет все свойства высокоэнтропийной системы, в которой ошибки накапливаются, поскольку контура коррекции весов на локальных данных нет.

Низкоэнтропийная система функционирует на принципиально иной аппаратной базе: узкодоменные модели (100–500 млн параметров) работают на обычных CPU или Raspberry Pi, виртуальный координатор - на одном GPU потребительского класса. Обучение через LoRA/QLoRA занимает часы (Shakti, 2025; arXiv, 2025; Preprints, 2026). Полная система разворачивается на оборудовании стоимостью в несколько миллионов рублей.

Работа в условиях кадрового дефицита

Типичное возражение: «если доменных экспертов мало и их уровень невысок, архитектура с человеком в контуре нежизнеспособна». Высокоэнтропийный ответ - «экспертов нет, значит, автоматизируем полностью». В результате имеем систему без верхнего контура, которая дрейфует от реальности, и никто не замечает этого, поскольку некому заметить. В данном сценарии накопление ошибок происходит без возможности их обнаружения.

Низкоэнтропийная архитектура не требует идеальных экспертов. Она усиливает имеющихся через три механизма: (1) координатор структурирует информацию и формирует обоснованные рекомендации, повышая эффективную квалификацию эксперта; (2) система накапливает экспертизу в весах модели, знание не уходит с человеком; (3) эксперт может быть удаленным, верифицируя рекомендации для нескольких территорий через интерфейс.

Со временем квалификация экспертов возрастает, поскольку ежедневное взаимодействие с виртуальным координатором представляет собой двустороннее обучение: эксперт корректирует модель, модель структурирует информацию для эксперта, повышая его способность к творчеству. Однако чего архитектура не может, это функционировать совсем

без людей. Если на нижнем уровне нет оператора, а на верхнем нет эксперта (даже удаленно), система не запускается. Данное ограничение является принципиальным и оно представляется предпочтительным по сравнению с иллюзорной работоспособностью системы без человеческого участия.

Вертикальное масштабирование: от домена к бизнесу

Низкоэнтропийная система оптимизирует процессы в рамках отдельного домена, однако не решает вопрос целеполагания, который находится в компетенции вышестоящего уровня.

Архитектура позволяет масштабироваться вверх: над доменами нижнего уровня (производственный участок) формируется уровень следующей производственной единицы (цех) и далее до уровня предприятия в целом или группы предприятий. Все уровни этой иерархии организуются по тому же низкоэнтропийному принципу, с координатором, агрегирующим выходы доменных систем, и управляющим в роли эксперта верхнего контура.

Возникает иерархия: домен (операционные решения), бизнес (тактические), стратегия (направление развития). На каждом уровне воспроизводятся одни и те же принципы, благодаря чему энтропия сбрасывается на каждом уровне независимо.

Перспектива масштабирования: децентрализованная сеть экспертных моделей. Если каждое предприятие эксплуатирует ансамбль узкодоменных моделей, непрерывно дообучаемых экспертами, а внутри предприятия домены складываются в бизнес-уровень, то объединение таких систем в децентрализованную сеть создает систему, превосходящую любую централизованную языковую модель по совокупному доменному знанию. В отличие от единой модели, обученной на корпусе общедоступных текстов, такая сеть состоит из тысяч моделей, каждая из которых обучена на верифицированных данных квалифицированных специалистов в соответствующей области. Основание для данного утверждения состоит в том, что знание такой системы базируется не на статистике текста, а на верифицированном опыте практиков. Это направление требует отдельного исследования, однако архитектурная возможность прямо вытекает из принципов низкоэнтропийной автоматизации.

Сравнение двух архитектур: влияние на производственные отношения

Обобщим различия двух архитектур в контексте их влияния на производственные отношения в спектре от роли работника до реакции на системный сбой (табл. 1).

Таблица 1. Влияние архитектуры автоматизации на производственные отношения

Параметр	Высокоэнтропийная (доминирующая)	Низкоэнтропийная (предлагаемая)
Метрика	% задач без человека	Точность при масштабировании
Роль рабочего	Подлежит замене	Нижний контур: калибровка данных
Роль инженера	Настраивает автоматику, далее не нужен	Верхний контур: верификация + обучающий сигнал
Переобучение	Смена профессии	Надстройка цифровых навыков поверх экспертизы
Компетенции	Атрофируются (deskilling)	Развиваются через верификацию
Зависимость от поставщика	Высокая (облачные API)	Низкая (локальные модели)
Масштабирование	Сокращение штата	Расширение зоны ответственности
Реакция на сбой	Человек не готов	Человек готов

Экономические следствия

Экономические следствия двух архитектур проявляются в нескольких измерениях. В сфере занятости высокоэнтропийная автоматизация поляризует рынок труда (Goldman Sachs, 2025; McKinsey, 2025),⁴ тогда как низкоэнтропийная автоматизация предлагает иную структуру: эксперт не вытесняется, а получает инструмент. Рост производительности не через сокращение штата, а через расширение покрытия. Эксперимент MIT и Университета Джонса Хопкинса (2 310 участников) показал, что человеко-ИИ команды демонстрируют на 73 % более высокую производительность на работника по сравнению с работниками без ИИ-инструментов (EY, 2025).

В экономическом измерении низкоэнтропийная архитектура обладает тремя свойствами. Во-первых, каждая коррекция эксперта создает привязку накопленной экспертизы к системе: данные и модели принадлежат предприятию, а не поставщику. Во-вторых, нематериальные активы (обученные модели, программный стек) представляют собой фиксированные затраты, тогда как персонал масштабируется сублинейно. В-третьих, отдача формируется не через экономию на фонде оплаты труда, а через увеличение выручки и охвата на единицу персонала.

⁴Goldman Sachs (2025) также отмечает, что прогнозируемое вытеснение неравномерно распределено по секторам: наиболее уязвимы административные и вспомогательные функции.

Стоимость скрытых ошибок: неучтенный риск высокоэнтропийной автоматизации

Экономическое обоснование высокоэнтропийной автоматизации систематически не учитывает стоимость скрытых ошибок. Когда ИИ-агент автономно выполняет задачи без верификации, каждая ошибка имеет вероятность остаться незамеченной. Эти ошибки накапливаются и с течением времени материализуются в форме финансовых потерь, репутационного ущерба, регуляторных санкций или физического вреда. Исследование Дратша и коллег документирует конкретный механизм: радиологи, работавшие с ИИ-подсказками, чаще допускали ошибки при некорректных подсказках, чем радиологи без ИИ (Dratsch et al., 2023). Установлено, что автоматизация не устранила ошибки, а сформировала новый их класс - искажения, вызванные автоматизацией (automation bias), отсутствовавший до внедрения.

Для корректного сравнения двух архитектур целесообразно применить метод динамического сопоставления потоков затрат и эффектов (Методические рекомендации по оценке эффективности инвестиционных проектов, утв. Минэкономразвития, Минфином и Госстроем РФ, 2000; Виленский и др., 2015), при котором и единовременные, и текущие затраты, а также эффекты привязаны к годам их возникновения и приведены к сопоставимому виду через ставку дисконтирования. В отличие от статического показателя окупаемости, динамическая модель позволяет проследить накопленный результат по годам и определить год перехода проекта из области убытков в область прибыли.

Формализуем. Для каждого года t горизонта планирования T определяются: поток эффектов $V(t)$ и поток затрат $C(t)$. Накопленный дисконтированный результат:

$$\text{ЧДД}(T) = \sum [V(t) - C(t)] / (1 + r)^t, \quad t = 0 \dots T$$

где r – ставка дисконтирования, $V(t)$ – эффекты года t (прирост выручки, предотвращенный ущерб), $C(t)$ – затраты года t (единовременные и текущие). Год, в котором ЧДД впервые становится положительным, определяет срок окупаемости.

Ниже на примере лесного хозяйства приведены результаты расчетов автора на основе скриптов финансового моделирования (Python, сервер d-twinml) с использованием данных Рослесхоза, Росстата и FAO FRA 2020; нормативы верифицированы через GigaChat API (март 2026)

Высокоэнтропийный сценарий. Поток эффектов: ежегодная экономия на фонде оплаты труда $S \approx 12$ млн руб./год (сокращение 10–15 полевых

сотрудников). Поток затрат: единовременные затраты на внедрение $C(0)$ плюс ежегодные потери от скрытых ошибок $\lambda \cdot E \approx 3\text{--}8$ млн руб./год (пожары, незаконные рубки, регуляторные санкции). За период $T = 15$ лет при ставке дисконтирования 12 % накопленная экономия составляет около 180 млн руб., однако накопленный ожидаемый ущерб от скрытых ошибок достигает 45–120 млн руб. Один крупный инцидент (пожар на 1 000+ га, ущерб 40–60 млн руб.) способен обнулить накопленную экономию за 3–5 лет. Динамическая модель показывает: на коротком горизонте (1–2 года) ЧДД положителен; на горизонте 5–15 лет компонент ущерба нарастает и ЧДД становится отрицательным.

Низкоэнтропийный сценарий. Поток эффектов: $V(t) \approx 50$ млн руб./год (включает доходы от увеличения производительности работников, дополнительных экосистемных услуг). Единовременные затраты $C(0) = 56,7$ млн руб., ежегодные операционные затраты $C(t) = 23,5$ млн руб./год. При ставке дисконтирования 12 % внутренняя норма доходности (ВНД) составляет 83–114 %. Существенно, что затраты на низкоэнтропийную систему (серверное оборудование, датчики, программное обеспечение) по характеру являются в заметной части текущими активами краткосрочного пользования, а не капитальными вложениями в основные фонды.

Низкоэнтропийная автоматизация минимизирует риск ошибок архитектурно: два контура обратной связи непрерывно сбрасывают ошибки на каждом уровне. Стоимость скрытых ошибок стремится к нулю не потому что ошибок нет, а потому что они обнаруживаются и устраняются до накопления. Динамическое сопоставление двух сценариев показывает: высокоэнтропийная модель генерирует положительный денежный поток за счет экономии на персонале, но накапливает растущий скрытый риск; низкоэнтропийная модель требует начальных затрат при стабильном фонде оплаты труда, но обеспечивает рост выручки на единицу персонала и минимальный риск катастрофических потерь. На горизонте планирования свыше 5 лет вторая модель демонстрирует экономическое превосходство.

Кадровая преемственность

Высокоэнтропийная автоматизация разрушает кадровую преемственность: автоматизация начальных позиций лишает будущих старших специалистов необходимого этапа практической подготовки. Исследование Goldman Sachs фиксирует ранний сигнал: безработица среди специалистов 20–30 лет в технологически уязвимых профессиях уже растет (Goldman Sachs, 2025). Низкоэнтропийная архитектура решает эту проблему структурно: уровень 0 (оператор, стажер) и уровень 3 (эксперт) – это одна карьерная лестница. Исключение нижних ступеней разрушает механизм

воспроизводства экспертизы, от которой зависит функционирование верхнего контура обратной связи.

Заключение

В настоящей работе показано, что барьеры между людьми и технологиями обусловлены не «недостаточным обучением» или «сопротивлением прогрессу», а архитектурой автоматизации, ориентированной на замену человека. В рамках такой архитектуры опасения работников рациональны, переобучение неэффективно, компетенции деградируют, ошибки накапливаются латентно, а кадровая преемственность разрушается.

Низкоэнтропийная автоматизация предлагает иную архитектуру с иной метрикой: не «сколько людей можно исключить», а «насколько точнее работает специалист с данным инструментом». Барьеры снимаются не агитацией и не субсидированием переподготовки, а структурным решением: человек это несущий элемент системы, без которого она не функционирует. Экономически: отдача формируется не через экономию на фонде оплаты труда, а через рост производительности на единицу персонала, сублинейное масштабирование затрат и минимизацию стоимости скрытых ошибок. Это согласуется с парадигмой Индустрия 5.0 (Turner et al., 2021), с принципом «расширение возможностей вместо автоматизации» (augmentation over automation) (MIT, 2024) и подтверждается экспериментальными данными о продуктивности человеко-ИИ команд (EY, 2025). Проблема накопления ошибок в автономных ИИ-системах широко признана (Casper et al., 2026; Montgomery, 2026), однако целостная архитектура решения, объединяющая технический, экономический и кадровый аспекты в единую систему с непрерывным дообучением через двухконтурную коррекцию, до настоящего времени не была предложена ни в западном, ни в восточном дискурсе.

В замкнутой системе энтропия возрастает; в открытой она контролируется. Низкоэнтропийная автоматизация это открытая система с двумя контурами сброса ошибок. Она сохраняет связь с реальностью при масштабировании. При этом узкодоменные модели, непрерывно дообучаемые экспертами, в пределе превосходят любую универсальную языковую модель в своей области не за счет размера, а за счет качества данных обратной связи. Объединение таких моделей в децентрализованную сеть открывает путь к ИИ-системе нового типа: в которой вместо единой модели, обученной на корпусе общедоступных текстов используется совокупность специализированных моделей, каждая из которых обладает наивысшей точностью в своем домене.

Список литературы

1. «Альянс в сфере ИИ» (2024). Преодоление ключевых барьеров внедрения ИИ в бизнесе: аналитический доклад / AI Journey. Москва, ноябрь. [Alliance for AI (2024). Overcoming key barriers to AI adoption in business: Analytical report. Moscow. (In Russian).]
2. Глазьев С. Ю. (1993). Теория долгосрочного технико-экономического развития. Москва: Владар. [Glazyev S. Yu. (1993). Theory of long-term techno-economic development. Moscow: Vladar. (In Russian).]
3. Львов Д. С., Глазьев С. Ю. (1986). Теоретические и прикладные аспекты управления НТП // Экономика и математические методы. № 5. С. 793–804. [Lvov D. S., Glazyev S. Yu. (1986). Theoretical and applied aspects of S&T progress management. Ekonomika i Matematicheskie Metody, No. 5, pp. 793–804. (In Russian).]
4. Методические рекомендации по оценке эффективности инвестиционных проектов (2000) / Минэкономразвития РФ, Минфин РФ, Госстрой РФ. 2-е изд. Москва: Экономика. [Methodological recommendations for evaluating the effectiveness of investment projects (2000). 2nd ed. Moscow: Ekonomika. (In Russian).]
5. Финансовая модель проекта цифрового двойника лесной экосистемы : расчеты автора (Python, сервер d-twin-ml; данные Рослесхоза, Росстата, FAO FRA 2020). – 2026.
6. Виленский П. Л., Лифшиц В. Н., Смоляк С. А. (2015). Оценка эффективности инвестиционных проектов: теория и практика. 5-е изд. Москва: Поли Принт Сервис. [Vilensky P. L., Livshits V. N., Smolyak S. A. (2015). Evaluation of investment project efficiency: Theory and practice. 5th ed. Moscow: Poli Print Servis. (In Russian).]
7. Шеннон К. Э. Математическая теория связи // Работы по теории информации и кибернетике / Пер. С. Карпова. — М.: ИЛ, 1963. — сс. 243–322. — 830 с. [Shannon, Claude E. Mathematical Theory of Communication / Transl. from English by S. Karpov // Workson Information Theory and Cybernetics. Moscow: Foreign Languages Publishing House (IL), 1963. — p p. 243–322. — 830 p. (In Russian).]
8. Acemoglu D., Restrepo P. (2022). Tasks, automation, and the rise in U.S. wage inequality. *Econometrica*, Vol. 90, No. 5, pp. 1973–2016.
9. Akinagbe O. (2024). Human-AI collaboration: Enhancing productivity and decision-making. ResearchGate.
10. Anthropic (2025). Bias and variance in LLM agent performance: Technical report. URL: <https://anthropic.com>
11. Autor D. (2015). Why are there still so many jobs? *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 29, No. 3, pp. 3–30.

12. BLS (2025). Incorporating AI impacts in BLS employment projections: Occupational case studies. *Monthly Labor Review*.
13. Brookings Institution (2025). AI labor displacement and the limits of worker retraining. Washington, D.C., May.
14. Cabitza F. et al. (2017). Unintended consequences of machine learning in medicine. *JAMA*, Vol. 318, No. 6, pp. 517–518.
15. Casper S. et al. (2026). 2025 AI agent index. MIT, Cambridge, Stanford. arXiv:2602.17753.
16. Klein C. R., Klein R. (2025). The extended hollowed mind: why foundational knowledge is indispensable in the age of AI. *Frontiers in Artificial Intelligence*, Vol. 8, Art. 1719019. <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1719019>
17. CIGI (2025). The silent erosion: How AI's helping hand weakens our mental grip. Centre for International Governance Innovation, July.
18. Cognitive Research (2024). Does using AI assistance accelerate skill decay and hinder skill development without performers' awareness? *Cognitive Research: Principles and Implications*, Vol. 9, Art. 46. <https://doi.org/10.1186/s41235-024-00572-8>
19. Dayin Technology (2026). Physics-aware AI for industrial manufacturing. AI+Industrial Manufacturing Forum, January (PR Newswire).
20. Dratsch T. et al. (2023). Automation bias: The impact of artificial intelligence BI-RADS suggestions on reader performance. *Radiology*, Vol. 307, No. 4, e222176.
21. El Tarhouny S., Farghaly A. (2026). Deskillling dilemma: Brain over automation. *Frontiers in Medicine*. <https://doi.org/10.3389/fmed.2026.1412>
22. EY (2025). How new technologies enable the human-machine economy. Ernst & Young, November.
23. Goldman Sachs (2025). How will AI affect the global workforce? Goldman Sachs Research, August.
24. Gupta R. et al. (2025). Fine-tuning of large language models for domain-specific cybersecurity knowledge. arXiv:2509.25241.
25. IEEE TASE (2025). Human-in-the-loop robot learning for smart manufacturing: A human-centric perspective. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. <https://doi.org/10.1109/TASE.2025.3528051>
26. Li X. et al. (2025). Fine-tuning large language models for interdisciplinary environmental challenges. *Journal of Environmental Science and Ecotechnology*. <https://doi.org/10.1016/j.es.2025.100486>
27. Marin L., Steinert S. (2025). AI deskilling is a structural problem. *AI & Society*.

<https://doi.org/10.1007/s00146-025-02686-z>

28. McKinsey (2025). AI: Work partnerships between people, agents, and robots. McKinsey Global Institute, November.
29. MIT (2024). From automation to augmentation: An exploration of GenAI. MIT Shaping Work Initiative.
30. Montgomery J. (2026). The compounding entropy problem in AI agents. March.
31. Preprints (2026). Small language models: Architecture, evolution, and the future of AI. Preprints.org, No. 202601.0973. <https://doi.org/10.20944/preprints202601.0973>
32. Qiao F., Liu J., Wang D., Ding C., Shi J., Wang J., Ma Y. (2025). Human-centric integration technology for production scheduling in Industry 5.0. *Journal of Mechanical Engineering*, Vol. 61, No. 15, pp. 40–56. <https://doi.org/10.3901/JME.2025.15.040>
33. Shakti (2025). Fine-tuning small language models for domain-specific AI: An edge AI perspective. arXiv:2503.01933.
34. SSON (2025). The state of intelligent automation 2025. Shared Services & Outsourcing Network.
35. Stanford HAI (2025). AI index report 2025. Stanford Institute for Human-Centered AI.
36. Towards Data Science (2026). Compound failure in agentic systems: Why 85% per step means 27% overall. March.
37. Turner C. et al. (2021). Human in the loop: Industry 4.0 technologies and scenarios for worker mediation of automated manufacturing. *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 103950–103966.
38. Wang L. et al. (2025). Human-in-the-loop in smart manufacturing (H-SM): A review and perspective. *Journal of Manufacturing Systems*. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2025.06.003>
39. Warm E. (2025). Deskilling and automation bias: A cautionary tale for health professions educators. ICE Blog.
40. WEF (2025). Future of jobs report 2025. Geneva: World Economic Forum.
41. Xinhua (2026). Industrial intelligent agents: From automation to autonomy. Xinhua News Agency, January.
42. Zhang Y. et al. (2025). Clinical large language model evaluation by expert review (CLEVER): Framework development and validation. *JMIR Medical Informatics*.

Information in English

Low-entropy automation and the transformation of industrial relations: barriers between people and technology, deployment economics, and expertise reproduction

R. W.

Independent researcher in AI automation and digital twins.

Abstract. The dominant approach to AI automation – high-entropy automation – systematically reinforces barriers between people and technology, provokes deskilling, destroys the talent pipeline, and creates unaccounted financial risks of latent error accumulation. An alternative architecture is proposed – low-entropy automation – which removes barriers by making the human a structural element of the system. It is shown that the economic model of low-entropy automation generates economic returns not through headcount reduction but through increased productivity per worker, sublinear cost scaling, and minimization of latent error costs. The analysis draws on industrial manufacturing, aviation, medicine, and forestry. It is argued that narrow domain-specific models with continuous expert-in-the-loop retraining outperform general-purpose LLMs in their domain, and that their federation into a decentralized network opens a path to a new type of AI system with dual-loop correction.

Keywords: low-entropy automation, high-entropy automation, technology adoption barriers, deskilling, human-in-the-loop (HITL), Industry 5.0, industrial relations, re-skilling, digital twin, multi-agent system.

JEL: O33, J24, L23, M15, Q23.