

УДК 004.8

DOI: 10.34670/AR.2026.87.32.105

От ассистента к агенту: автономные ИИ-агенты и трансформация состава цифровой проектной команды

Васильев Никита Павлович

Магистр,
Российская академия народного хозяйства
и государственной службы при Президенте Российской Федерации,
119571, Российская Федерация, Москва, просп. Вернадского, 82;
e-mail: vasilv-nikita@rambler.ru

Аннотация

Генеративные инструменты в проектных командах до недавнего времени работали в одном режиме: человек вёл задачу, а система помогала ему на каждом шаге. Автономные ИИ-агенты этот режим меняют – они получают цель и выполняют задачу целиком, а за человеком остаётся постановка и проверка. Меняется при этом организация труда: часть рутины перестаёт распределяться между специалистами и уходит агенту под надзор. В статье разобрано, как это сказывается на составе и ролях цифровой проектной команды и при каких условиях агенты окупаются. Для описания автономности предложена шкала из шести уровней, а для решения о делегировании – матрица, связывающая предельный уровень автономности каждой операции с нужной интенсивностью проверки. Отмечено главное: чем выше автономность, тем дороже проверка, поэтому у каждой операции есть свой экономический потолок. Расчёт NPV для команды из десяти человек показывает, что агенты окупаются, но небыстро – примерно за 17 месяцев, дольше ассистентов; а при росте частоты сбоев или стоимости проверки выгода исчезает. Отдельно рассмотрен российский контекст: требования к обработке персональных данных и нынешняя зрелость отечественных агентских платформ дополнительно снижают экономически оправданный уровень автономности, оставляя реалистичными режимы поднадзорной работы агента в защищённом контуре.

Для цитирования в научных исследованиях

Васильев Н.П. От ассистента к агенту: автономные ИИ-агенты и трансформация состава цифровой проектной команды // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2026. Том 16. № 6А. С. 1062-1071. DOI: 10.34670/AR.2026.87.32.105

Ключевые слова

Автономные ИИ-агенты, агентный искусственный интеллект, цифровая проектная команда, управление проектами, уровни автономности, делегирование задач, издержки верификации, NPV, трансформация команды, управление изменениями.

Введение

Массовые инструменты на основе больших языковых моделей за три года прошли путь от диалогового сервиса до систем, действующих самостоятельно. Первые пять классов таких инструментов – универсальные ассистенты, кодогенераторы, встроенные офисные помощники, специализированные РМ-ассистенты и мультимодальные генераторы – объединяет одно свойство: они работают в контуре человека и ждут его на каждом шаге. Шестой класс, автономные агенты, устроен иначе. Агент получает цель, сам разбивает её на подзадачи, выбирает инструменты, выполняет шаги и до какой-то степени проверяет результат. Ранее речь шла о сотруднике, который пользуется инструментом; теперь всё чаще приходится говорить о распределении работы между сотрудником и программной системой, обладающей в заданных рамках самостоятельностью.

Масштаб сдвига виден по рынку. По прогнозу Gartner, к концу 2026 года встроенные агенты будут в 40 % корпоративных приложений против менее чем 5 % в 2025 году [Gartner, 2025]. Но у этой цифры есть оборотная сторона – разрыв между внедрением и реальной отдачей: по данным IDC около 88 % пилотов не доходят до масштабной эксплуатации, а тот же Gartner ожидает, что к концу 2027 года более 40 % проектов с агентами будут свёрнуты из-за роста издержек, неясной ценности и слабого контроля рисков [Gartner, 2025; McKinsey & Company, 2025]. Природа разрыва та же, что и у ассистентов: он определяется не доступом к технологии, а способностью встроить её в процессы. С автономными агентами эта зависимость усиливается, потому что цена ошибки при делегировании целой задачи выше, чем при подсказке на отдельном шаге.

Две предыдущие работы автора рассматривали смежные вопросы – влияние генеративного ИИ на управление задачами и коммуникациями в команде и динамику российского рынка генеративного ИИ, – но автономность как отдельное измерение в них не разбиралась. Настоящая статья восполняет этот пробел на материале цифровой проектной команды [PMI, 2021]: сначала предлагается способ измерять автономность, затем – правила делегирования операций агенту, далее разбирается перестройка ролей в команде, и в конце приводится экономический расчёт с оценкой российской специфики.

Материалы и методы исследования

Автономный агент отличается от ассистента тремя способностями: он планирует последовательность действий, обращается к внешним инструментам и корректирует поведение по результату, не запрашивая указаний на каждом шаге. Практическую применимость этих способностей в 2025–2026 годах обеспечила инфраструктура межмашинного взаимодействия – прежде всего открытый протокол MCP для связи агента с инструментами и данными и протоколы обмена между агентами [Anthropic, 2024]. Выросли и сами модели: по данным Stanford AI Index за 2026 год доля успешно завершённых агентом реальных терминальных задач поднялась примерно с 20 % в 2025 году до 77 % [Stanford HAI, 2026]. Но растущие возможности ещё не означают, что агенту можно доверять без оглядки. Ломается он чаще всего из-за архитектуры решения: постановка задачи оказывается неоднозначной, соседние шаги плохо стыкуются, а на длинной цепочке действий поведение трудно предсказать [McKinsey & Company, 2025].

Говорить об автономности как о переключателе «есть или нет» неудобно: между ручной

работой и полностью самостоятельным исполнением лежит несколько промежуточных режимов. Чтобы описать их единообразно, в работе предложена шкала из шести уровней – по аналогии с уровнями автономности в транспорте, где переход от помощи водителю к беспилотному движению тоже разбит на ступени. Шкала приведена в таблице 1.

Таблица 1 - Уровни автономности взаимодействия человека и ИИ в проектной работе

Уровень	Название	Роль человека	Роль системы	Пример
0	Ручной режим	Выполняет и решает всё сам	Не участвует	Работа без ИИ
1	Подсказка	Выполняет задачу, изредка сверяется	Предлагает варианты по запросу	Автодополнение в IDE
2	Ассистент в контуре	Ведёт задачу пошагово, принимает каждый фрагмент	Генерирует материал под каждый шаг, ждёт человека	ChatGPT, GigaChat, Copilot
3	Поднадзорный агент	Ставит цель, утверждает каждый значимый шаг	Планирует и выполняет подзадачи, останавливается на согласование	Агент с подтверждением действий
4	Делегированный агент	Ставит цель и проверяет итог	Выполняет задачу целиком, отчитывается по завершении	Claude Code, Devin на ограниченном классе задач
5	Автономный агент	Задаёт правила и проводит выборочный аудит	Выполняет и сам проверяет, работает по потоку задач	Мультиагентные конвейеры

Источник: составлено автором.

Первые пять классов инструментов из ранее предложенной классификации соответствуют уровням 1–2 этой шкалы: сколь угодно мощный ассистент остаётся в контуре человека. Собственно агентными являются уровни 3–5. Пользоваться шкалой нужно пооперационно. Единого уровня на всю команду не бывает: один и тот же агент работает на уровне 4 при сборке типового отчёта и опускается до уровня 2 там, где ошибка дорого стоит. Выбор этого потолка по каждому классу операций и есть главное управленческое решение при внедрении агентов.

Результаты и обсуждение

Вопрос «помогает ли ИИ» для агентов уместно переформулировать: до какого уровня автономности ту или иную операцию можно доверить системе без потери качества и без чрезмерных затрат на проверку. Ответ подсказывает концепция «зубчатой границы технологии» Ф. Делл'Аква: даже внутри одной профессии есть участки, где ИИ повышает качество, и участки, где он его снижает [Dell'Acqua et al., 2023]. Для агента у этой границы появляется второе измерение. Мало знать, где ИИ помогает, – нужно ещё понять, насколько глубоко ему можно отдать контроль. Операция, которую ассистент ускоряет без вреда, при полном делегировании агенту способна дать правдоподобный, но неверный результат, а на его выявление уйдёт времени почти столько же, сколько заняло бы самому.

Здесь и кроется главная зависимость: издержки верификации растут вместе с автономностью. Проверить однострочную подсказку дешево; проверить целиком выполненную агентом задачу дороже, потому что человеку приходится восстанавливать и оценивать всю цепочку действий. У каждой операции поэтому есть экономический потолок автономности – уровень, выше которого затраты на проверку и разбор сбоев съедают выигрыш от

делегирувания. Распределение типовых операций проектной команды по рекомендуемому предельному уровню автономности приведено в таблице 2.

Таблица 2- Матрица делегируемости типовых операций цифровой проектной команды

Операция	Предельный уровень	Интенсивность проверки	Обоснование
Декомпозиция и формулирование задач	3	Средняя	Контекст и приоритеты держит человек
Подготовка типовых артефактов по шаблону (Status Report, Risk Register)	4	Низкая – средняя	Формализуемо и проверяемо по данным трекера
Summary встреч и рассылка поручений	4	Низкая	Хорошо структурируемая операция
Ответы по корпоративной базе знаний (RAG)	4	Средняя	Риск выдумок при пробелах в базе
Первичный code review типовых PR	3	Высокая	Высока цена пропущенного дефекта
Генерация кода на шаблонных задачах	3	Высокая	Действие «зубчатой границы» вне шаблона
Оценка рисков и зависимостей	2–3	Высокая	Требуется суждение; агент склонен к правдоподобным ошибкам
Приоритезация бэклога и распределение нагрузки между людьми	2	Высокая	Затрагивает людей, ответственность на руководителе
Внешняя коммуникация с заказчиком	2	Высокая	Репутационные риски, финальное слово за человеком

Источник: составлено автором на основе типовых сценариев применения генеративного ИИ и концепции «зубчатой границы» [Dell'Acqua et al., 2023].

Формализуемые операции с проверяемым результатом – сборка отчётов из данных трекера, протоколы встреч – спокойно переносятся на высокие уровни автономности при умеренной проверке. Там, где велика цена ошибки или нужно профессиональное суждение, потолок опускается до поднадзорного агента или ассистента с плотной проверкой. А всё, что затрагивает людей и внешние отношения, автономности почти не поддаётся: агент готовит черновик, решение и ответственность остаются за человеком. Конкретная команда уточнит матрицу под себя по мере накопления данных о сбоях, но сам принцип – свой потолок автономности для каждой операции – остаётся.

Внедрение агентов сказывается на распределении работы внутри команды сильнее, чем на её темпе. Теория социотехнических систем Э. Триста и Ф. Эмери описывает любую рабочую систему через техническую и социальную стороны и утверждает, что эффективность достигается лишь при их согласованном изменении [Trist, Emery, 1965]. Агенты сильно сдвигают техническую сторону: часть исполнения уходит машине. Социальная сторона обязана подстроиться, иначе выигрыша не будет. Как именно перераспределяется работа, показано в таблице 3.

Заметнее всего прибавляется работа по проверке. Прежде сверка результатов была эпизодической; когда задачу делает агент, верификация превращается в регулярную обязанность, и в планировании её приходится учитывать как отдельный вид труда. Рядом вырастает координирующая роль: кто-то в команде настраивает агентов, ведёт матрицу

делегируемости, разбирает инциденты и держит правила работы в актуальном состоянии. На практике эту роль называют AI-champion, и времени она требует всерьёз.

Таблица 3- Перераспределение работы в команде при переходе к уровням автономности 3–5

Функция	Команда без агентов	Гибридная команда «человек – агент»
Рутинное исполнение типовых операций	Распределено между специалистами	Вынесено агентам под надзором
Постановка целей и приоритезация	Руководитель и команда	Роль человека усиливается
Проверка результата	Эпизодический peer review	Систематическая верификация результатов агента – новая постоянная нагрузка
Координация инструментов	Ручная, по мере надобности	Оркестрация агентов, ведение матрицы делегируемости – новая роль
Передача опыта младшим	Через совместную и парную работу	Под угрозой: рутинная, на которой училась молодёжь, уходит агентам
Ответственность за итог	На исполнителя	Остаётся на человеке

Источник: составлено автором.

Есть и менее очевидное следствие – риск для передачи неявного знания. По данным Э. Бриньольфсона и соавторов генеративный ИИ сильнее всего поднимает производительность младших сотрудников, работая как уравниватель уровня внутри команды [Brynjolfsson et al., 2025]. Загвоздка в том, что как раз рутинные операции, которые логичнее всего отдать агентам, прежде служили материалом, на котором младшие набирались опыта. Отдав эту рутину машине целиком, команда выигрывает в скорости сейчас и теряет в глубине экспертизы потом. Модель командной эффективности Дж. Хакмана предупреждает об этом прямо: команду нельзя оценивать только по качеству сделанного – важны и её укрепление, и рост людей [Hackman, 2002]. Практический вывод несложный: при переходе к агентам часть рутины стоит сознательно оставлять младшим как учебный материал, возмещая то, что раньше давала совместная работа. Ответственность за итог при любом уровне автономности лежит на человеке. Агент её субъектом не является, поэтому делегируется исполнение, но не подотчётность, и именно это ставит верхнюю планку автономности – по организационным причинам, а не по техническим.

Главный вопрос для руководителя – оправданно ли внедрение агентов экономически [Нестеренко, 2025]. Ассистент просто ускоряет человека на отдельной операции; агент выполняет часть работы целиком, но добавляет две статьи затрат, которых у ассистента почти нет, – систематическую проверку результата и разбор сбоев. Расчёт построен по схеме чистой приведённой стоимости (NPV) для типовой цифровой проектной команды из десяти человек на горизонте трёх лет. Годовой фонд оплаты труда команды принят равным 30 млн руб. (250 тыс. руб. в месяц на специалиста с учётом отчислений), ставка дисконтирования – 15 % годовых как консервативная оценка стоимости капитала.

Выгода считается через высвобожденное время на том сегменте работы, который допускает делегирование агенту. На рутинные операции приходится около 40 % рабочего времени специалиста. Из них агенту можно доверить долю δ – операции с проверяемым результатом; в базовом сценарии $\delta = 50 \%$. Тем самым агенту адресуется $40 \% \times 50 \% = 20 \%$ рабочего времени команды, то есть 6,0 млн руб. годового фонда. На этом сегменте агент забирает на себя долю $g = 60 \%$ исполнения, и валовое высвобождение составило бы $6,0 \times 0,60 = 3,6$ млн руб. Из него вычитаются две величины. Первая – издержки проверки: верификация занимает долю $\tau = 30 \%$ от переданного агенту объёма, то есть $6,0 \times 0,60 \times 0,30 = 1,08$ млн руб. Вторая – переделка после

сбоев: агент ошибается на доле $f = 15\%$ переданных задач, а исправление стоит около половины исходной трудоёмкости, что даёт $6,0 \times 0,60 \times 0,15 \times 0,5 = 0,27$ млн руб. Чистая годовая выгода равна $3,6 - 1,08 - 0,27 \approx 2,25$ млн руб.

Затраты делятся на единовременные и регулярные. Единовременные затраты первого года – интеграция агентов с инструментами команды, настройка ограничителей и прав доступа, разработка политики делегирования и обучение надзору – приняты равными 1,2 млн руб. Регулярные затраты – лицензии и вычислительные ресурсы для агентов (агент расходует существенно больше ресурсов, чем диалоговый ассистент, из-за многошаговости и обращений к инструментам) плюс содержание координирующей роли – составляют 1,4 млн руб. в год. Сводный расчёт приведён в таблице 4.

Таблица 4- Расчёт NPV внедрения агентов на горизонте 3 лет для команды 10 человек (млн руб.)

Показатель	Год 1	Год 2	Год 3	Итого
Выгода	2,25	2,25	2,25	6,75
Регулярные затраты	–1,40	–1,40	–1,40	–4,20
Единовременные затраты	–1,20	–	–	–1,20
Чистый поток	–0,35	0,85	0,85	1,35
Коэффициент дисконтирования (15 %)	0,870	0,756	0,658	–
Дисконтированный поток	–0,30	0,64	0,56	0,90
Накопленный NPV	–0,30	0,34	0,90	0,90

Источник: расчёт автора.

NPV за три года положителен и составляет около 0,9 млн руб. Первый год, впрочем, закрывается в минус, а простая окупаемость наступает примерно через 17 месяцев – заметно медленнее, чем у ассистентов, где счёт идёт на месяцы. Причина в том, что агенты несут более тяжёлые издержки настройки и надзора и отдачу дают позже. Умеренность базового результата упирается в два параметра – частоту сбоев и стоимость проверки. Чувствительность к ним показана в таблице 5.

Таблица 5- Анализ чувствительности NPV к параметрам надзора

Сценарий	δ	τ	f	Регулярные затраты, млн руб.	NPV за 3 года, млн руб.	Окупаемость
Базовый	0,50	0,30	0,15	1,40	+0,9	≈ 17 мес.
Пессимистический	0,35	0,45	0,30	1,60	–2,4	Не окупается
Оптимистический	0,65	0,20	0,05	1,30	+4,3	< 11 мес.
Только рост сбоев	0,50	0,30	0,30	1,40	+0,3	≈ 25 мес.
Только рост издержек проверки	0,50	0,45	0,15	1,40	–0,3	Не окупается

Источник: расчёт автора.

У ассистентов положительный результат держался при самых разных условиях; у агентов запас прочности узкий. Удвоение частоты сбоев почти обнуляет эффект, а рост издержек проверки до 45 % переданного объёма при прочих равных уводит NPV в минус. Сложите неудачную долю делегируемых операций, частые сбои и дорогую проверку – и за три года проект потеряет около 2,4 млн руб. Наоборот, если операции хорошо формализованы, сбои

редки, а проверка дешёва, NPV переваливает за 4 млн руб. и окупаемость падает ниже года. Отсюда рабочее правило для руководителя: экономику агентов решают отбор делегируемых операций и дешёвая встроенная проверка, а не сама по себе высота автономности. Расчёт масштабируется пропорционально численности команды; косвенные выгоды – ускорение вывода продукта, снижение доли рутины – в кейсах видны, но их денежная оценка ненадёжна, поэтому в базовый расчёт они не заложены.

Возможности агентизации в России упираются прежде всего в правила обращения с данными, а зрелость самих моделей значит здесь меньше. Указ Президента РФ № 490 и Федеральный закон № 152-ФЗ ограничивают обработку персональных данных в зарубежных облачных сервисах [Нестеренко, 2025], поэтому в регулируемых отраслях большинство решений разворачивается в защищённом контуре; российский рынок ИИ тем временем быстро растёт [Яндекс, Яков и Партнёры, 2025], и интерес к агентам вместе с ним. Для агента это принципиально: он постоянно обращается к корпоративным системам и данным, а значит, в банковском и государственном секторах может работать автономно только на отечественных моделях с развёртыванием on-premise. К 2026 году такие возможности дают прежде всего решения Сбера и Яндекса, которые выросли из диалоговых сервисов в агентские платформы с готовыми интеграциями к российскому ПО, включая 1С и Bitrix24 [Shtab.app, 2026]. Правда, на сложных многошаговых задачах отечественные агенты пока отстают от лидеров, а для команды это означает более осторожный потолок автономности. В защищённом контуре реалистичны в основном уровни 3–4 с сильным человеческим надзором; пятый остаётся перспективой. Всё это ложится в ту же логику: чем выше требуемая надёжность и цена ошибки, тем ниже экономически оправданный уровень автономности.

Заключение

Автономные агенты – это шестой класс инструментов, и от прежних он отличается качественно: агент берёт исполнение задачи на себя, а человеку оставляет постановку цели и проверку; ассистент же лишь ускорял отдельный шаг. Чтобы описать этот сдвиг, в работе предложены шкала из шести уровней автономности и матрица делегируемости – она привязывает допустимый уровень к интенсивности проверки по каждому классу операций. Главное здесь вот что: ценность агентов реальна, но держится на организационной обвязке – на отборе делегируемых операций и на дешёвой встроенной проверке. Сама по себе автономность её не гарантирует. Экономический расчёт это подтверждает: NPV внедрения для типовой команды положителен, но умерен, окупается медленнее ассистентов, а при росте частоты сбоев или издержек проверки уходит в минус. Есть и цена, которую расчёт не показывает: вынося рутину машине, команда рискует ослабить передачу опыта младшим – поэтому часть рутинных задач разумно оставлять им как учебный материал. В российских условиях планка разумной автономности дополнительно снижается требованиями к работе с данными и нынешней зрелостью отечественных агентов.

Дальнейшую работу логично вести в трёх направлениях: проверить шкалу и матрицу эмпирически, на конкретных командах, с замером реальной частоты сбоев и стоимости проверки; изучить мультиагентные конфигурации, где взаимодействуют несколько агентов; проработать отраслевые версии подхода – для финансового сектора и государственного управления, с их требованиями к защищённому контуру. Эти направления и составят основу последующей диссертации.

Библиография

1. Нестеренко, Ю. Н. Методология измерения цифровой зрелости предприятий промышленности и ее связь с результативностью автоматизации инновационной активностью и экспортной конкурентоспособностью / Ю. Н. Нестеренко // Вопросы природопользования. – 2025. – Т. 4, № 7. – С. 146–155.
2. О персональных данных : Федеральный закон от 27.07.2006 № 152-ФЗ // Собрание законодательства РФ. – 2006. – № 31 (ч. I). – Ст. 3451.
3. О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации : Указ Президента РФ от 10.10.2019 № 490 // Собрание законодательства РФ. – 2019. – № 41. – Ст. 5700.
4. A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK Guide). – 7th ed. – Newtown Square, PA : Project Management Institute, 2021. – 370 p.
5. Brynjolfsson, E. Generative AI at Work / E. Brynjolfsson, D. Li, L. R. Raymond // The Quarterly Journal of Economics. – 2025. – Vol. 140, No. 2. – Pp. 889–942.
6. Dell'Acqua, F. Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality / F. Dell'Acqua [et al.] // Harvard Business School Working Paper No. 24-013. – 2023. – 56 p.
7. Gartner Predicts 40 % of Enterprise Apps Will Feature Task-Specific AI Agents by 2026, Up From Less Than 5 % in 2025 : Press Release / Gartner. – Stamford, CT, 26 August 2025. – URL: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2025-08-26-gartner-predicts-40-percent-of-enterprise-apps-will-feature-task-specific-ai-agents-by-2026>.
8. Hackman, J. R. Leading Teams: Setting the Stage for Great Performances / J. R. Hackman. – Boston : Harvard Business School Press, 2002. – 312 p.
9. Model Context Protocol (MCP): An Open Standard for Connecting AI Systems to Tools and Data / Anthropic. – November 2024. – URL: <https://modelcontextprotocol.io>.
10. The 2026 AI Index Report / Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence (Stanford HAI). – Stanford, CA, April 2026. – URL: <https://hai.stanford.edu/ai-index>.
11. The State of AI in 2025: Global Survey / McKinsey & Company. – 2025. – URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights>.
12. Trist, E. L. The Causal Texture of Organizational Environments / E. L. Trist, F. E. Emery // Human Relations. – 1965. – Vol. 18, No. 1. – Pp. 21–32.
13. ИИ-агенты для бизнеса: применение и выбор в 2026 году. – 2026. – URL: <https://shtab.app/blog/ii-agenty-dlia-biznesa/>.
14. Искусственный интеллект в России – 2025: тренды и перспективы : совместное исследование Яндекса и компании «Яков и Партнёры». – Москва, 2025.

From Assistant to Agent: Autonomous AI Agents and the Transformation of the Digital Project Team Composition

Nikita P. Vasil'ev

Master's Degree Student,
Russian Presidential Academy
of National Economy and Public Administration,
119571, 82, Vernadskogo ave., Moscow, Russian Federation;
e-mail: vasilv-nikita@rambler.ru

Abstract

Generative tools in project teams until recently worked in a single mode: the human led the task, while the system assisted at each step. Autonomous AI agents change this mode – they receive a goal and complete the task entirely, while the human retains the setting and verification. The organization of labor changes accordingly: part of the routine is no longer distributed among specialists and is transferred to the agent under supervision. The article examines how this affects

the composition and roles of a digital project team and under what conditions agents pay off. To describe autonomy, a scale of six levels is proposed, and for the delegation decision, a matrix linking the maximum level of autonomy of each operation with the required intensity of verification. The main point is noted: the higher the autonomy, the more expensive the verification, so each operation has its own economic ceiling. The NPV calculation for a team of ten people shows that agents pay off, but not quickly – in approximately 17 months, longer than assistants; and with an increase in the frequency of failures or the cost of verification, the benefit disappears. The Russian context is considered separately: requirements for personal data processing and the current maturity of domestic agent platforms additionally reduce the economically justified level of autonomy, leaving realistic modes of supervised agent operation within a protected environment.

For citation

Vasil'ev N.P. (2026) Ot assistenta k agentu: avtonomnye II-agenty i transformatsiya sostava tsifrovoy proektnoy komandy [From Assistant to Agent: Autonomous AI Agents and the Transformation of the Digital Project Team Composition]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 16 (6A), pp. 1062-1071. DOI: 10.34670/AR.2026.87.32.105

Keywords

Autonomous AI agents, agentic artificial intelligence, digital project team, project management, levels of autonomy, task delegation, verification costs, NPV, team transformation, change management.

References

1. Anthropic. (2024, November). Model Context Protocol (MCP): An Open Standard for Connecting AI Systems to Tools and Data. <https://modelcontextprotocol.io>
2. Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R. (2025). Generative AI at Work. *The Quarterly Journal of Economics*, *140*(2), 889–942.
3. Dell'Acqua, F., McFowland III, E., Mollick, E. R., et al. (2023). Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality. Harvard Business School Working Paper No. 24-013.
4. Gartner. (2025, August 26). Gartner Predicts 40 % of Enterprise Apps Will Feature Task-Specific AI Agents by 2026, Up From Less Than 5 % in 2025 [Press release]. <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2025-08-26-gartner-predicts-40-percent-of-enterprise-apps-will-feature-task-specific-ai-agents-by-2026>
5. Hackman, J. R. (2002). *Leading Teams: Setting the Stage for Great Performances*. Harvard Business School Press.
6. McKinsey & Company. (2025). *The State of AI in 2025: Global Survey*. <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights>
7. Nesterenko, Yu. N. (2025). Metodologiya izmereniya tsifrovoy zrelosti predpriyatiy promyshlennosti i ee svyaz' s rezul'tativnost'yu avtomatizatsii innovatsionnoy aktivnost'yu i eksportnoy konkurentosposobnost'yu [Methodology for measuring the digital maturity of industrial enterprises and its relation to automation performance, innovation activity and export competitiveness]. *Voprosy prirodopolzovaniya*, *4*(7), 146–155.
8. On Personal Data: Federal Law of 27.07.2006 No. 152-FZ. (2006). Collection of Legislation of the Russian Federation, No. 31 (part I), Art. 3451.
9. On the Development of Artificial Intelligence in the Russian Federation: Decree of the President of the Russian Federation of 10.10.2019 No. 490. (2019). Collection of Legislation of the Russian Federation, No. 41, Art. 5700.
10. Project Management Institute. (2021). *A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK Guide)* (7th ed.).
11. Shtab.app. (2026). II-agenty dlya biznesa: primeneniye i vybor v 2026 godu [AI Agents for Business: Application and Selection in 2026]. <https://shtab.app/blog/ii-agenty-dlya-biznesa/>
12. Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence. (2026, April). *The 2026 AI Index Report*. <https://hai.stanford.edu/ai-index>

-
13. Trist, E. L., & Emery, F. E. (1965). The Causal Texture of Organizational Environments. *Human Relations*, *18*(1), 21–32.
 14. Yandex & Yakov and Partners. (2025). *Iskusstvennyy intellekt v Rossii – 2025: trendy i perspektivy* [Artificial Intelligence in Russia – 2025: Trends and Prospects].