

Международный научно-исследовательский журнал

«Прогрессивная экономика»

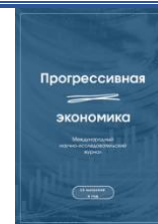
№ 4 / 2026 https://progressive-economy.ru/vypusk_1/dvustoronnyaya-lovushka-nedoinvestirovaniya-v-ii-kompetenczii-formalnaya-model/

Научная статья / Original article

Шифр научной специальности ВАК: 5.2.3

УДК 331.101.262:004.8

DOI: 10.54861/27131211_2026_4_212



ДВУСТОРОННЯЯ ЛОВУШКА НЕДОИНВЕСТИРОВАНИЯ В ИИ-КОМПЕТЕНЦИИ: ФОРМАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ

Абрамян В.Г., доктор экономических наук, профессор, Ереванский государственный университет, г. Ереван, Республика Армения.

0025, Ереван, ул. Алека Манукяна, д. 1

Российско-Армянский университет, г. Ереван, Республика Армения.

0051, Ереван, ул. Овсена Эмина, д. 123

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3408-599X>

e-mail: a.vahram@mail.ru

Мищенко Е.В., старший преподаватель, Российско-Армянский университет, г. Ереван, Республика Армения.

0051, Ереван, ул. Овсена Эмина, д. 123

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-1464-5455>

e-mail: em@ecdma.org

Аннотация. В работе строится формальная двухагентная модель инвестиций в обучение маркетологов в условиях ускоренной ИИ-депрециации человеческого капитала. В модели работодатель и работник одновременно выбирают доли инвестиций в обучение компетенциям с заданной скоростью депрециации δ и горизонтом окупаемости T . Выводится аналитическое условие прибыльности инвестиции $\delta \cdot T \leq \ln 2$. Внутри этой области индивидуально рациональное равновесие совпадает с социальным оптимумом, а в промежуточной зоне $\ln 2 < \delta \cdot T \leq \ln 2 + \ln(1 + \gamma/\alpha)$ стратегическая взаимодополняемость инвестиций порождает координационную ловушку: совместное вложение выгодно обоим агентам, но ни один не начинает первым. Показано, что для трёх уровней маркетинговых компетенций (таксономия формализована в настоящей работе) (уровень 1 с $\delta_1 \approx 0,6$, уровень 2 с $\delta_2 \approx 0,25$, уровень 3 с $\delta_3 \approx 0,08$) ловушка охватывает исключительно первый уровень при стандартном $T \approx 1,5$ года, что объясняет эмпирическую концентрацию недоинвестиций на платформо-специфическом обучении. Получена сравнительная статика по δ , T и доле общественного финансирования θ . Выведены границы ловушки $T_{\text{крит}} = \ln 2 / \delta$ по каждому уровню таксономии. Численная иллюстрация на публичных данных McKinsey согласуется с наблюдаемой концентрацией дефицита переобучения. Результаты обосновывают приоритет координационных механизмов: в зоне ловушки небольшая субсидия одной стороне достаточна для выхода из ловушки, поскольку взаимодополняемость обеспечивает вступление второго агента.

Ключевые слова: человеческий капитал, искусственный интеллект, депрециация компетенций, теоретико-игровая модель, провал координации, переобучение, маркетинговое образование.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Абрамян В.Г., Мищенко Е.В. Двусторонняя ловушка недоинвестирования в ИИ-компетенции: формальная модель // Прогрессивная экономика. 2026. № 4. С. 212–231. https://doi.org/10.54861/27131211_2026_4_212.

Статья поступила в редакцию: 14.03.2026 г. Одобрена после рецензирования: 17.04.2026 г. Принята к публикации: 18.04.2026 г.

A BILATERAL UNDERINVESTMENT TRAP IN AI COMPETENCIES: A FORMAL MODEL

Abrahamyan V.G., Doctor of Economics, Professor, Yerevan State University, Yerevan, Republic of Armenia.

0025, Yerevan, Alex Manoogian St., Bldg. 1

Russian-Armenian University, Yerevan, Republic of Armenia.

0051, Yerevan, Hovsep Emin St., Bldg. 123

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3408-599X>

e-mail: a.vahram@mail.ru

Mishchenko E.V., Senior Lecturer, Russian-Armenian University, Yerevan, Republic of Armenia

0051, Yerevan, Hovsep Emin St., Bldg. 123

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-1464-5455>

e-mail: em@ecdma.org

Abstract. The paper develops a formal two-agent model of investment in marketing training under accelerated AI-driven depreciation of human capital. The starting point is the empirical observation by Brynjolfsson et al. that relative employment of workers aged 22–25 in AI-exposed occupations declined by approximately 13%; we interpret this labor-market signal as quantitative rather than price-based. In the model, employer and worker simultaneously choose training investment shares for competencies with depreciation rate δ and payback horizon T . An analytic profitability condition $\delta \cdot T \leq \ln 2$ is derived. Within this region the individually rational equilibrium coincides with the social optimum, while in the intermediate zone $\ln 2 < \delta \cdot T \leq \ln 2 + \ln(1+\gamma/\alpha)$ strategic complementarity generates a coordination trap: joint investment benefits both agents, yet neither moves first. For three levels of marketing competencies formalized in the present paper (level 1 with $\delta_1 \approx 0.6$, level 2 with $\delta_2 \approx 0.25$, level 3 with $\delta_3 \approx 0.08$) the trap exclusively affects the first level at standard $T \approx 1.5$ years, explaining the empirical concentration of underinvestment in platform-specific training. Comparative statics in δ , T , and public-funding share θ are obtained; trap boundaries $T_{\text{crit}} = \ln 2 / \delta$ are derived for each taxonomy level. A numerical illustration using public McKinsey data matches observed retraining deficits. The

results justify coordination mechanisms: in the trap zone a modest subsidy to one party suffices to escape the trap, since complementarity ensures entry of the second agent.

Keywords: human capital, artificial intelligence, skill depreciation, game-theoretic model, coordination failure, reskilling, marketing education.

JEL classification: J24, O33, D83, I26.

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.

For citation: Abrahamyan V.G., Mishchenko E.V. (2026). Dvustoronnyaya lovushka nedoinvestirovaniya v II-kompetentsii: formal'naya model' [A bilateral underinvestment trap in AI competencies: a formal model]. *Progressivnaya ekonomika* [Progressive Economy], 4, 212–231. https://doi.org/10.54861/27131211_2026_4_212. (In Russ., abstract in Eng.)

The article was submitted to the editorial office: 14/03/2026. Approved after review: 17/04/2026. Accepted for publication: 18/04/2026.

Введение

Классическая теория человеческого капитала [1; 2] отвечает на вопрос о структуре и объёме инвестиций в обучение взрослых работников через разграничение общих и специфических компетенций и через явную модель производства человеческого капитала на протяжении жизненного цикла. Эта рамка, однако, неявно предполагала стабильность технологической среды, поскольку параметры производственной функции менялись медленнее горизонта окупаемости инвестиции в обучение (Капелюшников [3] ставит под сомнение масштаб технологического вытеснения, однако Гимпельсон и Капелюшников [4] документируют институциональные ригидности российского рынка труда, усиливающие провал координации). Поколение ИИ-моделей 2022–2025 гг. отменило это предположение. Brynjolfsson et al. [5] на административных данных ADP показывают, что относительная занятость работников 22–25 лет в наиболее подверженных влиянию ИИ профессиях снизилась примерно на 13%, а у молодых разработчиков программного обеспечения падение достигло около 20%. Мы интерпретируем этот результат как количественный, а не ценовой сигнал подстройки рынка труда. Оценка носит описательный характер: Brynjolfsson et al. не идентифицируют каузальный механизм, и часть наблюдаемого эффекта может отражать постпандемийные композиционные сдвиги. Он указывает на жёсткость заработной платы при быстро падающей предельной ценности специфического капитала.

Наблюдения согласуются с более ранними измерениями подверженности ИИ профессий и оценками автоматизируемости занятости [6], построенными на разметке рабочих задач [7] и объединённых профессионально-отраслевых баз данных [8], а также встраиваются в систематизацию эффектов ИИ на совокупную экономику [9]. Параллельно WEF [10] оценивает, что к 2030 г. примерно 59% работников будут нуждаться в переподготовке, а 77% работодателей планируют инвестировать в

программы обучения для более успешной работы сотрудников с ИИ-инструментами. McKinsey [11] фиксирует, что 88% организаций уже применяют ИИ как минимум в одной бизнес-функции, тогда как доля фирм, относящихся к категории «лидеров внедрения ИИ» с измеримым вкладом ИИ в EBIT на уровне не менее 5%, составляет лишь около 6%. Этот разрыв указывает именно на дефицит человеческого капитала, а не технологии. Агрегированные сигналы подтверждаются микроуровневыми данными о стремительном распространении генеративного ИИ среди занятого населения США [12] и независимыми оценками того, как внедрение ИИ влияет на рыночную стоимость фирм [13], темпы их роста и продуктивную инновационную активность [14].

Цель работы: построение минимально достаточной формальной модели, объясняющей сочетание этих эмпирических сигналов через структурный механизм координационного провала между работодателем и работником. Мы показываем, что при ускоренной депрециации человеческого капитала равновесие Нэша существенно отклоняется от социального оптимума, и величина отклонения определяется одним скалярным параметром (произведением $\delta \cdot T$). Модель примыкает к беккеровской ревизии теории недоинвестирования в общее обучение при несовершенной конкуренции на рынке труда (Acemoglu & Pischke [15]) и современным работам о перераспределении рабочих задач под действием ИИ [16; 17]. В отличие от них, фактор депрециации вводится эндогенно и привязывается к явному аналитическому условию, а не задаётся через асимметрию информации или рыночную власть. Два основных вклада работы состоят в формализации координационной ловушки через стратегическую взаимодополняемость инвестиций и в аналитическом условии её границ. Оба следствия впервые выводятся явно в контексте ИИ-сдвига. Мы также используем набор недавних межстрановых и отраслевых оценок подверженности ИИ труда, выполненных МВФ [18; 19], ILO [20] и ОЭСР [21], как внешнюю точку привязки для наших допущений о скорости депрециации и гетерогенности T .

Далее приводится обзор литературы, описываются материалы и методы, строится модель и выводится условие $\delta \cdot T \leq \ln 2$, представлены результаты с трёхуровневой таксономией и численной иллюстрацией, в заключении обсуждаются ограничения и направления политики.

Обзор литературы

Теоретической основой настоящей работы служит модель человеческого капитала Беккера [1], в которой инвестиции в обучение определяются соотношением издержек и ожидаемой отдачи на горизонте трудовой карьеры. Производственная функция человеческого капитала Бен-Пората [2] формализовала динамику накопления навыков на протяжении жизненного цикла, однако оба подхода неявно предполагали низкую скорость технологического обесценения: темп вытеснения навыков оставался пренебрежимо малым по сравнению с горизонтом окупаемости. Пересмотр

этой предпосылки начался с работы Acemoglu и Pischke [15], показавших, что при несовершенстве рынка труда (ограниченной мобильности, асимметрии информации) фирмы оплачивают и общее обучение, но объём инвестиций систематически ниже социального оптимума. Наша модель развивает этот результат, вводя экзогенную скорость депрециации δ как ключевой параметр, преобразующий координационный провал из количественного в качественный.

Эмпирическая литература последних лет документирует масштаб ИИ-сдвига на рынке труда. Frey и Osborne [6] оценили долю автоматизируемых профессий в 47% занятых, задав таксономию рисков по профессиям. Последующие работы уточнили эти оценки на уровне задач: Eloundou et al. [7] показали, что большие языковые модели затрагивают до 80% профессий хотя бы на 10% рабочих задач, а Felten et al. [8] построили индекс подверженности ИИ на объединённых данных O*NET, связав рост экспозиции с замедлением темпов найма. Acemoglu [9] систематизировал макроэкономические эффекты ИИ, показав, что при текущей структуре внедрения вклад ИИ в совокупный рост производительности скромен (0,53–0,66 п.п. за десятилетие), если технология концентрируется на замещении задач без создания новых. Этот вывод усиливает значимость координационных механизмов, поскольку «простое замещение» углубляет ловушку, а «создание новых задач» расширяет зону инвестиционной рациональности.

Межстрановая гетерогенность подверженности ИИ документирована в работах МВФ [18; 19], ILO [20] и ОЭСР [21]. Cazzaniga et al. [18] оценивают, что в развитых экономиках около 60% рабочих мест подвержены подверженности ИИ, тогда как в странах с низким доходом доля составляет около 26%. Pizzinelli et al. [19] показывают, что женщины и высококвалифицированные работники сталкиваются с более высокой экспозицией, но и более высоким потенциалом взаимодополняемости. Gmyrek et al. [20] на данных ILO подтверждают, что генеративный ИИ в большей мере дополняет, нежели замещает профессиональные задачи, – вывод, релевантный для нашей модели, в которой именно взаимодополняемость инвестиций (параметр γ) определяет ширину координационной ловушки.

Задачный подход к автоматизации, развиваемый Acemoglu и Restrepo [22] и Deming [23], позволяет связать агрегированные оценки подверженности ИИ с микроуровневой структурой навыков. Goldfarb et al. [24] показывают, что машинное обучение является технологией общего назначения, но диффузия идёт неравномерно: навыки работы с конкретными платформами устаревают на порядок быстрее метакогнитивных компетенций. Экспериментальные данные Noy и Zhang [25] демонстрируют рост производительности на 40% при использовании генеративного ИИ в письменных задачах, причём выигрыш сконцентрирован у работников с наименьшей исходной квалификацией. Peng et al. [26] фиксируют аналогичный эффект для разработчиков ПО: прирост скорости выполнения задач составляет 55,8%. Эти результаты подтверждают

центральную предпосылку нашей модели о том, что ИИ-инструменты резко повышают отдачу от обучения (высокий α), одновременно ускоряя обесценение (высокий δ), создавая структурные предпосылки для координационной ловушки.

Материалы и методы

Рассматривается экономика из двух представительных агентов, фирмы F (рекламодатель или маркетинговое агентство) и работника W (маркетолог). Работник занят в профессиональных задачах – от настройки рекламных кампаний до стратегического анализа, – часть из которых автоматизируема ИИ-инструментами (ср. задачную модель автоматизации [22]). Агенты одновременно выбирают инвестиции в обучение. Фирма выбирает долю расходов $e \in [0,1]$ от заработной платы, работник выбирает долю времени $s \in [0,1]$ от внерабочего. Суммарная инвестиция формирует прирост капитала

$$\Delta h = \alpha \cdot e + \beta \cdot s + \gamma \cdot e \cdot s,$$

где $\alpha = \beta > 0$ задают (симметричную) индивидуальную эффективность каждого канала, а $\gamma > 0$ отражает взаимодополняемость: отдача от обучения работника выше, если фирма параллельно создаёт ИИ-инфраструктуру, и наоборот.

Ключевой параметр модели есть скорость депрециации δ , характеризующая долю ценности компетенции, теряемую за год вследствие ИИ-сдвига. Мы полагаем депрециацию экспоненциальной, так что доля сохранённой ценности компетенции через время t равна $\exp(-\delta t)$. Горизонт окупаемости T определяется как ожидаемый период, в течение которого работник остаётся в релевантной роли, а фирма остаётся в релевантном сегменте рынка. Соответственно, к моменту T сохранённая доля ценности компетенции составляет $\exp(-\delta T)$.

Пусть B обозначает экзогенную полную ценность компетенции в начальный момент. Тогда валовая ожидаемая ценность инвестиции к горизонту T составляет $B \cdot \exp(-\delta T)$. Стоимость инвестиций для фирмы равна $c_F \cdot e$, для работника равна $c_W \cdot s$, и обе величины включают прямые денежные издержки вместе с альтернативной стоимостью времени. Чистая полезность задаётся формулами

$$\Pi_F(e, s) = \lambda_F \cdot B \cdot \exp(-\delta T) \cdot (\alpha \cdot e + \beta \cdot s + \gamma \cdot e \cdot s) - c_F \cdot e,$$

$$U_W(e, s) = \lambda_W \cdot B \cdot \exp(-\delta T) \cdot (\alpha \cdot e + \beta \cdot s + \gamma \cdot e \cdot s) - c_W \cdot s,$$

где $\lambda_F + \lambda_W = 1$ задаёт распределение сохранённой ценности между сторонами (например, через переговорную силу на рынке труда). Предельная отдача фирмы

$$\partial \Pi_F / \partial e = \lambda_F \cdot B \cdot (\alpha + \gamma \cdot s) \cdot \exp(-\delta T) - c_F$$

зависит от решения работника s , а предельная отдача работника

$$\partial U_W / \partial s = \lambda_W \cdot B \cdot (\beta + \gamma \cdot e) \cdot \exp(-\delta T) - c_W$$

зависит от решения фирмы e . Эта перекрёстная зависимость порождает стратегическую взаимодополняемость. Мы принимаем нормировку

$$c_F = \lambda_F \cdot B \cdot \alpha / 2 \text{ и } c_W = \lambda_W \cdot B \cdot \beta / 2,$$

означающую, что агент готов вложиться, если к концу периода сохранится не менее половины стартовой ценности компетенции. Это модельное предположение половинного порога, и его численная граница сдвигается при любой линейной перекалибровке издержек (раздел 6, ограничение 5). В рамках этой нормировки односторонняя инвестиция (при нулевых вложениях партнёра, $s = 0$ или $e = 0$) прибыльна тогда и только тогда, когда $\exp(-\delta T) \geq 1/2$, то есть Графическая интерпретация условия представлена на рисунке 1.

$$\delta \cdot T \leq \ln 2 \approx 0,693.$$

Это условие односторонней рациональности: агент отказывается инвестировать в одиночку, если компетенция за период окупаемости потеряет более половины ценности. Однако при полном участии партнёра ($s = 1$ или $e = 1$) порог снижается:

$$\exp(-\delta T) \geq \alpha / (2(\alpha + \gamma)),$$

что эквивалентно

$$\delta \cdot T \leq \ln 2 + \ln(1 + \gamma/\alpha).$$

Зона $\ln 2 < \delta \cdot T \leq \ln 2 + \ln(1 + \gamma/\alpha)$ образует координационную ловушку: совместная инвестиция выгодна каждому агенту, но ни один не начинает первым. Визуализация условия дана на рис. 1. Сохранённая доля ценности компетенции $\exp(-\delta T)$ пересекает порог 0,5 в точке $\delta T = \ln 2$ и разделяет область рациональных инвестиций слева и зону ловушки справа. Три уровня таксономии нанесены на кривую как отдельные точки.

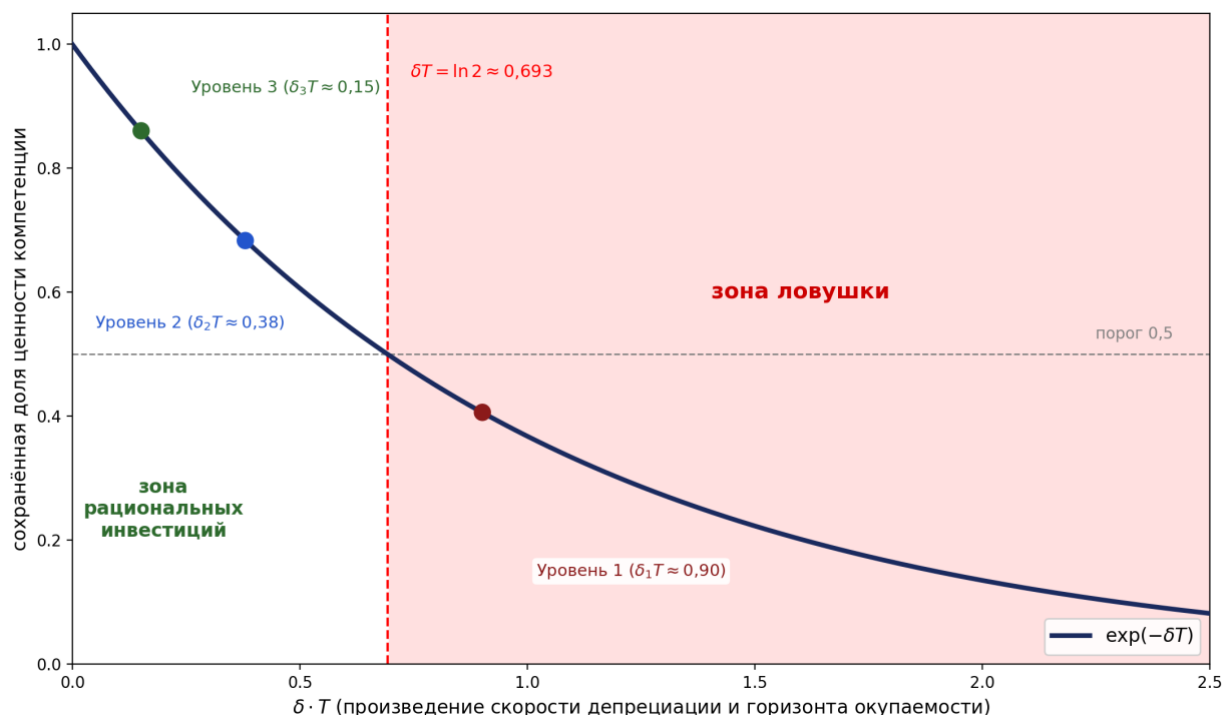


Рис. 1. Функция прибыльности инвестиций в обучение и границы ловушки: $\delta \cdot T = \ln 2$ (односторонний порог) и $\delta \cdot T = \ln 2 + \ln(1 + \gamma/\alpha)$ (координированный порог)

Источник: составлено авторами

Fig. 1. The profitability function of investments in training and the boundaries of the trap: $\delta \cdot T = \ln 2$ (one-sided threshold) and $\delta \cdot T = \ln 2 + \ln(1 + \gamma/\alpha)$ (coordinated threshold)

Source: compiled by the authors

В одновременной игре агенты максимизируют свои целевые функции. Поскольку $\partial \Pi_F / \partial e$ и $\partial U_W / \partial s$ линейны по собственной стратегии, но зависят от стратегии партнёра через γ , равновесие Нэша имеет угловую форму в трёх режимах. (i) При $\delta \cdot T \leq \ln 2$ каждый агент инвестирует независимо от партнёра, и (1,1) является единственным равновесием. (ii) При

$$\delta \cdot T > \ln 2 + \ln(1 + \gamma/\alpha)$$

инвестиция не окупается даже при полном участии партнёра, и единственное равновесие есть (0,0). (iii) В промежуточной зоне

$$\ln 2 < \delta \cdot T \leq \ln 2 + \ln(1 + \gamma/\alpha)$$

существуют два равновесия Нэша: (0,0) и (1,1). Это координационная игра типа «охота на оленя». В верхней части зоны (при $\delta \cdot T$, близком к порогу) равновесие (0,0) является риск-доминантным и устойчиво реализуется при

отсутствии механизма координации. Данная зона и есть двусторонняя ловушка недоинвестирования.

Социальный оптимум определяется максимизацией совокупной полезности $S(e,s) = \Pi_F + U_W$. Выполняя сложение, получаем

$$S = B \cdot \exp(-\delta T) \cdot (\alpha \cdot e + \beta \cdot s + \gamma \cdot e \cdot s) - c_F \cdot e - c_W \cdot s.$$

При $\delta \cdot T \leq \ln 2$ оптимум также находится в углу (1,1) и совпадает с равновесием Нэша. При $\delta \cdot T > \ln 2$ плановая польза общества от дополнительной единицы обучения может оставаться положительной. Такое положение реализуется, если общественная ставка дисконта ниже частной, если существуют экстерналии в форме перелива знаний от обученного работника на коллег, или если учтена опция мобильности работника на иные роли. Формально, введя долю публичного финансирования θ , мы получаем модифицированное условие

$$(\lambda_F + \theta) \cdot B \cdot \alpha \cdot \exp(-\delta T) \geq c_F.$$

В зоне координационной ловушки достаточно субсидировать одну сторону до уровня односторонней прибыльности, после чего взаимодополняемость обеспечивает вступление второго агента. Однако при

$$\delta \cdot T > \ln 2 + \ln(1 + \gamma/\alpha)$$

инвестиция не окупается даже совместно и субсидирование неэффективно. В этом случае политика должна либо снижать δ через стандарты и сертификации, либо повышать T через стабилизацию ролей.

Результаты и обсуждение

Чтобы связать формальный результат с эмпирически наблюдаемыми классами компетенций, воспользуемся трёхуровневой таксономией, группирующей маркетинговые компетенции по скорости ИИ-обесценения. Уровень 1 объединяет платформо-специфические навыки с $\delta_1 \approx 0,6 \text{ год}^{-1}$, уровень 2 содержит доменно-общие навыки с $\delta_2 \approx 0,25 \text{ год}^{-1}$, уровень 3 охватывает метакогнитивные навыки с $\delta_3 \approx 0,08 \text{ год}^{-1}$.

Эти значения получены из наблюдаемых жизненных циклов навыков: если типичный такт обновления рекламных платформ (Google Ads обновляет интерфейс кампаний раз в 9–12 месяцев, Meta Ads Manager – раз в 6–10 месяцев, CRM-системы типа HubSpot – 2–3 раза в год) составляет около года, то полураспад платформо-специфического навыка составляет примерно 1 год и соответственно $\delta_1 \approx \ln 2 / 1 \approx 0,7$, что округляется до рабочего значения 0,6 с учётом того, что не все компоненты платформенного навыка устаревают синхронно; для доменно-общих маркетинговых навыков (аналитика воронки продаж, А/В-тестирование, юнит-экономика, SEO-стратегия) горизонт

актуальности 2–4 года даёт δ_2 порядка 0,2–0,3; для метакогнитивных навыков маркетолога (стратегическое мышление, этика коммуникации, оценка потребительского поведения, кросс-канальное планирование) устойчивость превышает десятилетие, откуда δ_3 порядка 0,07–0,10. Их выбор обсуждается как ограничение модели (раздел 6).

Качественно профиль таксономии соответствует устойчивому росту относительной ценности метакогнитивных и социальных компетенций, задокументированному на микроданных по структуре оплаты труда [23]. Он также согласуется с профессионально-отраслевыми измерениями подверженности ИИ, показывающими концентрацию риска замещения на задачах с высокой рутинизируемостью и низкой содержательной длиной контекста [24]. Порядок $\delta_1 > \delta_2 > \delta_3$ воспроизводит устойчивую эмпирическую иерархию устойчивости навыков. Формально нижняя граница координационной ловушки по каждому уровню составляет

$$T_{\text{н}} = \ln 2 / \delta \text{ (порог односторонней рациональности),}$$

а верхняя граница

$$T_{\text{в}} = (\ln 2 + \ln(1 + \gamma/\alpha)) / \delta. \text{ При } \gamma = 0,2 \text{ и } \alpha = 0,5$$

имеем

$$\ln(1 + \gamma/\alpha) = \ln 1,4 \approx 0,34 \text{ и } T_{\text{в}} \approx 1,03 / \delta.$$

При стандартном горизонте $T \approx 1,5$ года получаем $\delta_1 \cdot T \approx 0,90 > 0,69$, $\delta_2 \cdot T \approx 0,38 < 0,69$, $\delta_3 \cdot T \approx 0,12 < 0,69$. Координационная ловушка охватывает первый уровень ($\delta_1 \cdot T = 0,90$ попадает в интервал $(0,69; 1,03]$), что согласуется с эмпирикой быстрого обесценения навыков работы с конкретными рекламными платформами при одновременном сохранении ценности стратегических и метакогнитивных навыков (таблица 1).

Значения δ заданы как модельные параметры трёх характерных масштабов депрециации (см. раздел «Заключение», ограничение 3).

Сравнительная статика даёт три базовых эффекта. Первый эффект состоит в том, что

$$\partial e^* / \partial \delta < 0 \text{ и } \partial s^* / \partial \delta < 0,$$

то есть чем быстрее обесценение, тем ниже равновесные инвестиции. Второй эффект связан с тем, что $\partial e^* / \partial T$ имеет угловой скачок в точке $\delta T = \ln 2$. Это следствие линейности целевых функций по e и s в выбранной спецификации, которое объясняет наблюдаемый дискретный сдвиг инвестиционного поведения при переходе между классами компетенций.

Таблица 1

**Зоны инвестиционной рациональности по трём уровням компетенций.
Составлено авторами**

Table 1

**Zones of investment rationality by three levels of competence. Compiled by
the authors**

Уровень	$\delta, \text{год}^{-1}$	T, лет	$\delta \cdot T$	$\delta \cdot T \leq \ln 2$	Интерпретация
Уровень 1 (платформенно-специфический)	0,60	1,5	0,90	нет	Координационная ловушка: индивидуально блокирована, но совместно выгодна
Уровень 2 (доменно-общий)	0,25	1,5	0,38	да	Инвестиция рациональна
Уровень 2 (доменно-общий, T=4)	0,25	4,0	1,00	нет	Координационная ловушка при длинном горизонте
Уровень 3 (метакогнитивный)	0,08	5,0	0,40	да	Инвестиция рациональна
Уровень 3 (метакогнитивный, T=10)	0,08	10	0,80	нет	За пределами координационной зоны

Источник: составлено авторами

Source: compiled by the authors

Третий эффект показывает, что в зоне координационной ловушки достаточно субсидировать одну сторону до порога односторонней прибыльности, после чего взаимодополняемость обеспечивает вступление второго агента. Для уровня 1 при $\delta \cdot T = 0,9$ и $\lambda_F = 0,5$ минимальное θ , при котором фирма инвестирует в одностороннем порядке, составляет $\theta \approx 0,12$, после чего работник вступает добровольно благодаря повышенной предельной отдаче

$$\lambda_W \cdot B \cdot (\beta + \gamma) \cdot \exp(-\delta T) > c_W.$$

Это кратно ниже значения $\theta \approx 0,73$, которое потребовалось бы без взаимодополняемости, и указывает на приоритет координационных механизмов (отраслевые консорциумы, совместные программы вузов и работодателей) над масштабным прямым субсидированием. Наконец, конкретное пороговое значение $\ln 2$ зависит от выбранной нормировки издержек $c_F = \lambda_F \cdot B \cdot \alpha / 2$, и при её изменении сдвигается численная граница, но не качественная форма разрыва в инвестиционном поведении.

Для численной иллюстрации удобно перейти к комбинированной записи модели, эквивалентной индивидуальной спецификации раздела 2 с точностью до линейной перенормировки. Пусть $B = 100$ задаёт нормированную базовую ценность полностью сохранённой компетенции, а

$$c = c_F + c_W = 0,5 \cdot B = 50$$

задаёт пороговое значение совокупных издержек фирмы и работника, при котором условие раздела 2 $\exp(-\delta T) \geq 1/2$ превращается в точное равенство при $\delta T = \ln 2$. Сделаем замечание о нормировке. В разделе 2 каждый агент несёт индивидуальные издержки $c_i = \lambda_i \cdot B \cdot \alpha/2$; при симметрии ($\alpha = \beta = 0,5$, $\lambda_F = \lambda_W = 0,5$) сумма $c_F + c_W = 0,25 \cdot B = 25$. Комбинированная величина $c = 0,5 \cdot B = 50$ получается домножением обеих сторон неравенства на коэффициент 2 (приведение к полной стоимости потенциального прироста); это линейное преобразование не меняет знак NPV и сохраняет границу $\delta T = \ln 2$. Чистая приведённая ценность односторонней инвестиции (NPV) равна

$$NPV(\delta, T) = B \cdot \exp(-\delta T) - c = 100 \cdot \exp(-\delta T) - 50,$$

а совместной инвестиции с взаимодополняемостью

$$NPV_{\gamma}(\delta, T) = B \cdot (\alpha + \gamma)/\alpha \cdot \exp(-\delta T) - c = 140 \cdot \exp(-\delta T) - 50$$

(при $\alpha = 0,5$, $\gamma = 0,2$).

Множитель $(\alpha + \gamma)/\alpha = 1,4$ отражает прирост отдачи каждого агента за счёт взаимодополняемости, а не суммарный общественный выигрыш. Положительное значение соответствует рациональной инвестиции, отрицательное значение означает попадание в область ловушки. NPV равно нулю в точке $\delta T = \ln 2$, что воспроизводит аналитическое пороговое условие раздела 2.

Для уровня 1 ($\delta_1 = 0,6$, $T = 1,5$) имеем

$$\delta \cdot T = 0,90 > \ln 2 \text{ и } NPV \approx 100 \cdot 0,407 - 50 = -9,3.$$

Односторонняя инвестиция не окупается. Однако при совместном вложении (с учётом взаимодополняемости $\gamma = 0,2$) нормированный NPV составляет $140 \cdot 0,407 - 50 \approx 7,0 > 0$, что подтверждает попадание в зону координационной ловушки. Для уровня 2 ($\delta_2 = 0,25$, $T = 1,5$) имеем

$$\delta \cdot T = 0,375 < \ln 2 \text{ и } NPV \approx 100 \cdot 0,687 - 50 = 18,7.$$

Инвестиция рациональна. Расширив горизонт до $T = 2,5$ года, получаем $\delta \cdot T \approx 0,625 < \ln 2$ и $NPV \approx 100 \cdot 0,535 - 50 = 3,5$. Инвестиция всё ещё оправдана, но приближается к границе. Для уровня 3 ($\delta_3 = 0,08$, $T = 5$) имеем

$$\delta \cdot T = 0,40 < \ln 2 \text{ и } NPV \approx 100 \cdot 0,670 - 50 = 17,0,$$

и инвестиция устойчиво рациональна. При $T = 8$ ($\delta \cdot T \approx 0,64$) получаем

$$NPV \approx 100 \cdot 0,527 - 50 = 2,7.$$

Граница выхода из ловушки достигается при $T \approx \ln 2 / \delta_3 \approx 8,7$ года. Таким образом, уровень 1 находится в ловушке при любых $T \geq \ln 2 / \delta_1 \approx 1,16$ года. Уровень 2 попадает в ловушку при $T \geq 2,77$ года, а уровень 3 попадает в неё только при $T \geq 8,7$ года. Границы ловушки растут обратно пропорционально δ , что объясняет эмпирически наблюдаемую концентрацию недоинвестиций на платформно-специфических компетенциях.

Модельные предсказания допускают сопоставление с агрегированными данными. WEF [10] сообщает, что из 59% работников, нуждающихся в переподготовке к 2030 г., значительная доля с высокой вероятностью её не получит. Ещё 77% работодателей планируют инвестировать в обучение для более успешной работы сотрудников с ИИ-инструментами, а 85% ставят повышение квалификации в число приоритетов. McKinsey [11] при этом сообщает, что лишь около 6% организаций соответствуют определению «лидеров внедрения ИИ» (не менее 5% вклада ИИ в EBIT и одновременно значимая бизнес-ценность) при 88%, использующих ИИ хотя бы в одной функции. Именно этот разрыв между масштабом внедрения и фиксируемой отдачей модель объясняет через приватную неоптимальность инвестиций в компетенции уровня 1. Наблюдаемая комбинация сигналов соответствует количественному свидетельству о примерно 13-процентном снижении относительной занятости молодых работников в наиболее подверженных влиянию ИИ профессиях [5].

Микроэкспериментальные свидетельства о краткосрочных выигрышах производительности от генеративного ИИ в письменных профессиональных задачах [25] и в задачах разработки программного обеспечения с использованием GitHub Copilot [26] показывают, что инвестиции в метакогнитивные и интегрирующие компетенции уровня 3 дают положительную отдачу даже на коротких горизонтах. Этот факт укрепляет наблюдаемую асимметрию, хотя краткосрочный характер экспериментов Noy & Zhang и Peng et al. не позволяет судить об устойчивости эффекта за пределами горизонта в несколько недель.

Заключение

Формальный результат работы сводится к одному компактному условию $\delta \cdot T \leq \ln 2$, разделяющему пространство компетенций на инвестиционно-рациональные и инвестиционно-блокированные. Условие устойчиво к изменениям нормировки издержек и масштаба выплат, поскольку оно лишь сдвигает численное значение порога, не меняя качественную форму ловушки. Для экономической политики это означает, что ускоренная ИИ-депрециация порождает координационную ловушку на классе платформно-

специфических навыков: совместная инвестиция была бы выгодна обоим агентам, но в отсутствие механизма координации реализуется равновесие с нулевыми вложениями, расширяя зону провала рынка, описанную Becker и Acemoglu. Асимметричный вывод для политики: в зоне ловушки даже небольшая субсидия одной стороне достаточна для выхода из ловушки благодаря взаимодополняемости, что делает координационные механизмы (отраслевые консорциумы, совместные программы вузов и работодателей) более эффективными, чем масштабное прямое субсидирование. Для маркетинговых навыков за пределами координационной зоны эффективны меры, воздействующие на δ (через отраслевые стандарты типа сертификации Google Ads или Meta Blueprint) или на T (через стабилизацию маркетинговых ролей в организации). Существующая образовательная литература о применимости больших языковых моделей в обучении [27] подтверждает, что внедрение ИИ-инструментов в учебный процесс создаёт как возможности, так и риски деформации оценочных практик и зависимости от инфраструктуры поставщика.

Модель имеет четыре существенных ограничения. Первое ограничение: статичность модели. Реальное поведение агентов зависит от динамического обновления ожиданий о δ , что требует стохастического расширения. Второе ограничение относится к переговорной силе, которая трактуется как заданная, хотя при ИИ-сдвиге она эндогенна. Автоматизация смещает её в пользу фирм и усугубляет провал координации. Третье ограничение связано с тем, что выбор значений δ опирается на косвенные оценки жизненного цикла навыков и требует лонгитюдного подтверждения. Лонгитюдных данных о полураспаде ИИ-уязвимых навыков в открытой литературе пока нет. Четвёртое ограничение касается того, что числовая граница $\delta T = \ln 2$ зависит от выбранной индивидуальной нормировки $c_F = \lambda_F \cdot V \cdot \alpha / 2$. Структурным является не конкретное значение $\ln 2$, а наличие разрыва инвестиционного поведения как функции δT , устойчивое к линейным перекалибровкам издержек. Эти направления мы оставляем для последующих работ. Эмпирическое наполнение модели на данных трёх стран (США, Армения, Россия) представлено в сопутствующей работе. Основной вывод работы: наличие явного аналитического критерия, отделяющего компетенции, в которые рационально вкладываться, от тех, инвестиция в которые заблокирована. Такой критерий уже сейчас даёт регулятору диагностический инструмент и обосновывает перенаправление бюджетов переобучения со специфических на метауровневые программы.

Полученные результаты позволяют сформулировать ряд практических рекомендаций для стейкхолдеров маркетингового образования. Для университетов модель обосновывает приоритет метакогнитивных программ (уровень 3 таксономии) над платформо-специфическими курсами (уровень 1). Поскольку $\delta_3 \approx 0,08$ обеспечивает $\delta \cdot T < \ln 2$ при любом разумном горизонте окупаемости, инвестиции в критическое мышление, междисциплинарный

анализ данных и навыки управления ИИ-инструментами остаются рациональными без координации с работодателями. Напротив, курсы по конкретным рекламным платформам ($\delta_1 \approx 0,6$) окупаются только при явном участии индустрии – через стажировки, совместное финансирование или гарантии трудоустройства, снижающие эффективный T .

Для работодателей модель указывает на парадокс: именно те навыки, в которых ощущается наибольший текущий дефицит (платформоспецифические), являются наименее рациональными объектами односторонних инвестиций. Координационные механизмы – отраслевые консорциумы обучения, совместные программы с вузами, сертификационные стандарты типа Google Ads или Meta Blueprint – выполняют двойную функцию: снижают эффективный δ через стандартизацию навыков и увеличивают T через расширение области применимости сертификата. В терминах модели оба эффекта сдвигают $\delta \cdot T$ влево, выводя навыки из зоны ловушки. Данные WEF [10] о том, что 77% работодателей планируют инвестировать в обучение сотрудников работе с ИИ, при том, что лишь 6% фирм достигли измеримого вклада ИИ в EBIT [11], иллюстрируют разрыв между намерениями и реализацией, предсказываемый моделью.

Для государственной политики ключевой вывод состоит в асимметрии оптимальных интервенций. В зоне координационной ловушки ($\ln 2 < \delta \cdot T \leq \ln 2 + \ln(1 + \gamma/\alpha)$) достаточно «мягкого толчка» – небольшой субсидии одной стороне или информационного сигнала о готовности партнёра. Вне зоны ловушки ($\delta \cdot T > \ln 2 + \ln(1 + \gamma/\alpha)$) рыночных стимулов недостаточно: необходимо либо прямое государственное финансирование переобучения, либо структурные меры, изменяющие сами параметры δ и T . К таким мерам относятся отраслевые стандарты компетенций, снижающие δ через создание переносимых навыков, и программы стабилизации занятости, увеличивающие T через снижение текучести кадров. Российский контекст добавляет специфику: институциональные ригидности рынка труда усиливают провал координации, поскольку ограниченная мобильность работников снижает переговорную силу $\lambda \cdot W$ и, тем самым, индивидуальный стимул работника к инвестициям в обучение.

Литература

1. Becker G. S. Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education. New York: Columbia University Press, 1964. 187 p.
2. Ben-Porath Y. The Production of Human Capital and the Life Cycle of Earnings // Journal of Political Economy. 1967. Vol. 75. No. 4. P. 352–365. <https://doi.org/10.1086/259291>.
3. Капелюшников Р.И. Технологический прогресс – пожиратель рабочих мест? // Вопросы экономики. 2017. № 11. С. 111–140. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2017-11-111-140>.

4. Гимпельсон В.Е., Капелюшников Р.И. Российский рынок труда: тенденции, институты, структурные изменения. М.: НИУ ВШЭ, 2023. 398 с.
5. Brynjolfsson E., Chandar B., Chen R. Canaries in the Coal Mine? Six Facts about the Recent Employment Effects of Artificial Intelligence : Working Paper. Stanford, CA: Stanford Digital Economy Lab, 2025. URL: <https://digitaleconomy.stanford.edu/publications/canaries-in-the-coal-mine/> (дата обращения: 10.02.2026).
6. Frey C.B., Osborne M.A. The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation? // Technological Forecasting and Social Change. 2017. Vol. 114. P. 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>.
7. Eloundou T., Manning S., Mishkin P., Rock D. GPTs are GPTs: Labor Market Impact Potential of Large Language Models // Science. 2024. Vol. 384. No. 6702. P. 1306–1308. <https://doi.org/10.1126/science.adj0998>.
8. Felten E. W., Raj M., Seamans R. Occupational, Industry, and Geographic Exposure to Artificial Intelligence: A Novel Dataset and Its Potential Uses // Strategic Management Journal. 2021. Vol. 42. No. 12. P. 2195–2217. <https://doi.org/10.1002/smj.3286>.
9. Acemoglu D. The Simple Macroeconomics of AI : NBER Working Paper № 32487. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2024. <https://doi.org/10.3386/w32487>.
10. World Economic Forum. The Future of Jobs Report 2025. Geneva: World Economic Forum, 2025. URL: <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025/> (дата обращения: 11.02.2026).
11. McKinsey Global Institute. The State of AI in 2025. New York: McKinsey & Company, 2025. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai> (дата обращения: 14.02.2026).
12. Bick A., Blandin A., Deming D. J. The Rapid Adoption of Generative AI : NBER Working Paper № 32966. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2024. <https://doi.org/10.3386/w32966>.
13. Eisfeldt A.L., Schubert G., Zhang M.B. Generative AI and Firm Values : NBER Working Paper № 31222. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2023. <https://doi.org/10.3386/w31222>.
14. Babina T., Fedyk A., He A., Hodson J. Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation // Journal of Financial Economics. 2024. Vol. 151. P. 103745. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103745>.
15. Acemoglu D., Pischke J.-S. Beyond Becker: Training in Imperfect Labour Markets // Economic Journal. 1999. Vol. 109. No. 453. P. F112–F142. <https://doi.org/10.1111/1468-0297.00405>.
16. Autor D. Applying AI to Rebuild Middle Class Jobs : NBER Working Paper № 32140. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2024. <https://doi.org/10.3386/w32140>.

17. Korinek A. Language Models and Cognitive Automation for Economic Research : NBER Working Paper № 30957. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2023. <https://doi.org/10.3386/w30957>.
18. Cazzaniga M., Jaumotte F., Li L., Melina G., Panton A. J., Pizzinelli C., Rockall E. J., Tavares M. M. Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work : IMF Staff Discussion Note № SDN/2024/001. Washington: International Monetary Fund, 2024. <https://doi.org/10.5089/9798400262548.006>.
19. Pizzinelli C., Panton A. J., Tavares M. M., Cazzaniga M., Li L. Labor Market Exposure to AI: Cross-Country Differences and Distributional Implications : IMF Working Paper № WP/23/216. Washington: International Monetary Fund, 2023. <https://doi.org/10.5089/9798400253539.001>.
20. Gmyrek P., Berg J., Bescond D. Generative AI and Jobs: A Global Analysis of Potential Effects on Job Quantity and Quality : ILO Working Paper № 96. Geneva: International Labour Organization, 2023. DOI: 10.54394/FHEM8239.
21. OECD. OECD Employment Outlook 2023: Artificial Intelligence and the Labour Market. Paris: OECD Publishing, 2023. <https://doi.org/10.1787/08785bba-en>.
22. Acemoglu D., Restrepo P. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment // American Economic Review. 2018. Vol. 108. No. 6. P. 1488–1542. <https://doi.org/10.1257/aer.20160696>.
23. Deming D. J. The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market // Quarterly Journal of Economics. 2017. Vol. 132, № 4. P. 1593–1640. <https://doi.org/10.1093/qje/qjx022>.
24. Goldfarb A., Taska B., Teodoridis F. Could Machine Learning Be a General-Purpose Technology? A Comparison of Emerging Technologies Using Data from Online Job Postings // Research Policy. 2023. Vol. 52, № 1. P. 104653. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104653>.
25. Noy S., Zhang W. Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence // Science. 2023. Vol. 381. No. 6654. P. 187–192. <https://doi.org/10.1126/science.adh2586>.
26. Peng S., Kalliamvakou E., Cihon P., Demirer M. The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot. 2023. arXiv:2302.06590 [cs.SE]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.06590>.
27. Kasneci E., Seßler K., Küchemann S., Bannert M., Dementieva D., Fischer F., Gasser U., Groh G., Günnemann S., Hüllermeier E., Krusche S., Kutyniok G., Michaeli T., Nerdel C., Pfeffer J., Poquet O., Sailer M., Schmidt A., Seidel T., Stadler M., Weller J., Kuhn J., Kasneci G. ChatGPT for Good? On Opportunities and Challenges of Large Language Models for Education // Learning and Individual Differences. 2023. Vol. 103. P. 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>.

References

1. Becker, G. S. (1964). Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education. New York: Columbia University Press, 187. (In Eng.)
2. Ben-Porath, Y. (1967). The production of human capital and the life cycle of earnings. *Journal of Political Economy*, 75(4), 352–365. <https://doi.org/10.1086/259291> (In Eng.)
3. Kapelyushnikov, R. I. (2017). Tekhnologicheskii progress – pozhiratel' rabochikh mest? [Technological progress – a destroyer of jobs?]. *Voprosy ekonomiki* [Economic Issues], 11, 111–140. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2017-11-111-140> (In Russ., abstract in Eng.)
4. Gimpel'son, V. E., Kapelyushnikov, R. I. (2023). Rossiiskii rynek truda: tendentsii, instituty, strukturnye izmeneniya [Russian labor market: trends, institutions, structural changes]. Moscow: NIU VShE, 398. (In Russ.)
5. Brynjolfsson, E., Chandar, B., Chen, R. (2025). Canaries in the coal mine? Six facts about the recent employment effects of artificial intelligence. Stanford, CA: Stanford Digital Economy Lab. Retrieved from: <https://digitaleconomy.stanford.edu/publications/canaries-in-the-coal-mine/> (Date of access: 10.02.2026). (In Eng.)
6. Frey, C. B., Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019> (In Eng.)
7. Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., Rock, D. (2024). GPTs are GPTs: Labor market impact potential of large language models. *Science*, 384(6702), 1306–1308. <https://doi.org/10.1126/science.adj0998> (In Eng.)
8. Felten, E. W., Raj, M., Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, 42(12), 2195–2217. <https://doi.org/10.1002/smj.3286> (In Eng.)
9. Acemoglu, D. (2024). The simple macroeconomics of AI. NBER Working Paper No. 32487. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w32487> (In Eng.)
10. World Economic Forum. (2025). The future of jobs report 2025. Geneva: World Economic Forum. Retrieved from: <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025/> (Date of access: 11.02.2026). (In Eng.)
11. McKinsey Global Institute. (2025). The state of AI in 2025. New York: McKinsey & Company. Retrieved from: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai> (Date of access: 14.02.2026). (In Eng.)
12. Bick, A., Blandin, A., Deming, D. J. (2024). The rapid adoption of generative AI. NBER Working Paper No. 32966. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w32966> (In Eng.)

13. Eisefeldt, A. L., Schubert, G., Zhang, M. B. (2023). Generative AI and firm values. NBER Working Paper No. 31222. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w31222> (In Eng.)
14. Babina, T., Fedyk, A., He, A., Hodson, J. (2024). Artificial intelligence, firm growth, and product innovation. *Journal of Financial Economics*, 151, 103745. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103745> (In Eng.)
15. Acemoglu, D., Pischke, J.-S. (1999). Beyond Becker: Training in imperfect labour markets. *Economic Journal*, 109(453), F112–F142. <https://doi.org/10.1111/1468-0297.00405> (In Eng.)
16. Autor, D. (2024). Applying AI to rebuild middle class jobs. NBER Working Paper No. 32140. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w32140> (In Eng.)
17. Korinek, A. (2023). Language models and cognitive automation for economic research. NBER Working Paper No. 30957. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w30957> (In Eng.)
18. Cazzaniga, M., Jaumotte, F., Li, L., Melina, G., Panton, A. J., Pizzinelli, C., Rockall, E. J., Tavares, M. M. (2024). Gen-AI: Artificial intelligence and the future of work. IMF Staff Discussion Note No. SDN/2024/001. Washington: International Monetary Fund. <https://doi.org/10.5089/9798400262548.006> (In Eng.)
19. Pizzinelli, C., Panton, A. J., Tavares, M. M., Cazzaniga, M., Li, L. (2023). Labor market exposure to AI: Cross-country differences and distributional implications. IMF Working Paper No. WP/23/216. Washington: International Monetary Fund. <https://doi.org/10.5089/9798400253539.001> (In Eng.)
20. Gmyrek, P., Berg, J., Bescond, D. (2023). Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality. ILO Working Paper No. 96. Geneva: International Labour Organization. <https://doi.org/10.54394/FHEM8239> (In Eng.)
21. OECD. (2023). OECD employment outlook 2023: Artificial intelligence and the labour market. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/08785bba-en> (In Eng.)
22. Acemoglu, D., Restrepo, P. (2018). The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment. *American Economic Review*, 108(6), 1488–1542. <https://doi.org/10.1257/aer.20160696> (In Eng.)
23. Deming, D. J. (2017). The growing importance of social skills in the labor market. *Quarterly Journal of Economics*, 132(4), 1593–1640. <https://doi.org/10.1093/qje/qjx022> (In Eng.)
24. Goldfarb, A., Taska, B., Teodoridis, F. (2023). Could machine learning be a general-purpose technology? A comparison of emerging technologies using data from online job postings. *Research Policy*, 52(1), 104653. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104653> (In Eng.)

25. Noy, S., Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381(6654), 187–192. <https://doi.org/10.1126/science.adh2586> (In Eng.)
26. Peng, S., Kalliamvakou, E., Cihon, P., Demirer, M. (2023). The impact of AI on developer productivity: Evidence from GitHub Copilot. *arXiv:2302.06590*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.06590> (In Eng.)
27. Kasneci, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günnemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., Stadler, M., Weller, J., Kuhn, J., Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274> (In Eng.)

© Абрамян В.Г., Мищенко Е.В., 2026