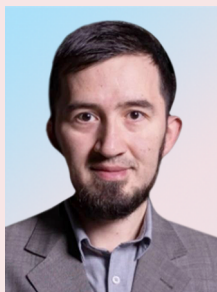


DOI: 10.15838/esc.2025.1.97.10

УДК 331.52, ББК 65.240

© Файзуллин Р.В., Отоцкий П.Л., Горлачева Е.Н.,
Поспелова Е.А., Харитоновна Е.С.

Сценарии развития рынка труда России с учетом оценки влияния искусственного интеллекта: отраслевой разрез



**Ринат Васильевич
ФАЙЗУЛЛИН**

Российская академия народного хозяйства и государственной службы
при Президенте Российской Федерации
Москва, Российская Федерация
e-mail: fayzullin-rv@ranepa.ru
ORCID: 0000-0002-1179-3910; ResearcherID: AAC-7347-2021



**Петр Леонидович
ОТОЦКИЙ**

Российская академия народного хозяйства и государственной службы
при Президенте Российской Федерации
Москва, Российская Федерация
e-mail: ototskiy-pl@ranepa.ru
ORCID: 0000-0003-1938-3518



**Евгения Николаевна
ГОРЛАЧЕВА**

Российская академия народного хозяйства и государственной службы
при Президенте Российской Федерации
Москва, Российская Федерация
e-mail: gorlacheva-en@ranepa.ru
ORCID: 0000-0001-6290-8557; ResearcherID: B-7294-2017

Для цитирования: Файзуллин Р.В., Отоцкий П.Л., Горлачева Е.Н., Поспелова Е.А., Харитоновна Е.С. (2025). Сценарии развития рынка труда России с учетом оценки влияния искусственного интеллекта: отраслевой разрез // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. Т. 18. № 1. С. 170–189. DOI: 10.15838/esc.2025.1.97.10

For citation: Faizullin R.V., Ototskiy P.L., Gorlacheva E.N., Pospelova E.A., Kharitonova E.S. (2025). Assessing the impact of artificial intelligence on Russian labor market development scenarios: Industry analysis. *Economic and Social Changes: Facts, Trends. Forecast*, 18(1), 170–189. DOI: 10.15838/esc.2025.1.97.10

**Екатерина Андреевна
ПОСПЕЛОВА**

Российская академия народного хозяйства и государственной службы
при Президенте Российской Федерации
Москва, Российская Федерация
e-mail: pospelova-ea@ranepa.ru
ORCID: 0009-0003-1209-9060; ResearcherID: KIJ-4361-2024

**Екатерина Сергеевна
ХАРИТОНОВА**

Российская академия народного хозяйства и государственной службы
при Президенте Российской Федерации
Москва, Российская Федерация
e-mail: kharitonova-es@ranepa.ru
ORCID: 0000-0001-6366-7388

Аннотация. Искусственный интеллект стал важнейшим элементом технологического прогресса, при этом генеративный искусственный интеллект занимает особое место, являясь инновационной технологией общего назначения. Учитывая стремительное развитие этой технологии и ее высокий потенциал для массового внедрения в различные сферы экономики, актуальным становится вопрос оценки влияния именно этой технологии на рынок труда. Современному российскому рынку труда свойственны низкая безработица, кадровый голод и межотраслевые дисбалансы. Актуальной научной задачей является моделирование сценариев развития рынка труда в отраслевом разрезе с учетом влияния генеративного искусственного интеллекта. Цель работы – оценка потенциала влияния массового применения генеративного искусственного интеллекта на рынок труда за счёт изменения эффективности труда в ряде профессий и отраслей, на основе анализа статистических и экспертных данных и экономико-математического моделирования возможных сценариев развития рынка труда. Отрасли экономики были разделены на три группы в зависимости от темпов изменения потребностей в кадрах, на основе анализа кривой Бевериджа, показывающей зависимость уровня потребностей от уровня безработицы. С помощью существующих статистических данных и экспертных оценок была определена степень влияния генеративного искусственного интеллекта на эффективность труда в различных отраслях. Предложен подход, позволивший получить оценки возможных сценариев развития отраслевых рынков труда на период до 2030 года, на основе официальных прогнозов министерств (Минэкономразвития РФ, Минтруда РФ) на период до 2026 года, их экстраполирования и наложения влияния массового применения генеративного искусственного интеллекта (в качестве возмущающего воздействия). Полученные результаты позволяют предположить, что острота проблемы кадрового голода в целом может быть отчасти снижена за счет применения генеративного искусственного интеллекта, при этом определены отрасли, в которых а) существует возможность нивелировать проблему кадрового голода при текущем уровне потребностей, б) нехватка кадров сохранится. Видится перспективным моделирование миграции профессий и кадров между отраслями, потому что ожидаемый эффект массового внедрения технологии не только изменит баланс трудовых ресурсов, но и приведет к необходимости перепрофилизации части кадров.

Ключевые слова: технологии общего назначения, генеративный искусственный интеллект, большие языковые модели, рынок труда, кадровый голод, сценарное моделирование.

Благодарность

Статья подготовлена в рамках государственного задания РАНХиГС.

Введение

Процессы автоматизации и роботизации не являются чем-то новым для современной экономики, однако с возникновением новых технологий, таких как генеративный искусственный интеллект (ИИ), возможности автоматизации выходят на принципиально новый уровень. Эти технологии позволяют автоматизировать процессы, которые ранее считались исключительно прерогативой человека. Например, генеративный ИИ может использоваться для создания контента, при этом не только в виде текста, но и рисунков, видео, звука, что существенно расширяет горизонты применения автоматизации. В исследовании под генеративным ИИ в первую очередь понимаются модели, работающие с текстом, то есть большие языковые модели. Генеративный ИИ обладает значительным потенциалом для повышения эффективности работы в различных областях за счет кардинального изменения некоторой части рабочих процессов и усиления человеческих возможностей. Существуют исследования (Gambacorta et al., 2024), показавшие рост производительности программистов за счет использования генеративного ИИ на 55%. При наличии алгоритмируемых, часто повторяющихся задач, риск ошибки в которых не критичен, генеративные модели могут делать часть работ, в том числе создавать черновики текстов, коды или дизайн, анализировать большое количество информации, ускоряя рабочие процессы, например в бухгалтерии, маркетинге, HR и т. д.

В настоящее время на рынке труда РФ наблюдается кадровый голод. По данным Росстата, в июле 2024 года уровень безработицы находится на историческом минимуме – 2,4%. Возникает необходимость анализа существующих тенденций на рынке труда, разработки сценариев развития рынка труда и определения факторов, способных уменьшить негативное влияние нехватки кадров, в том числе за счет генеративного ИИ.

С одной стороны, низкая безработица может свидетельствовать о приближении к полной занятости, когда трудовые ресурсы страны используются максимально, однако при этом возникает риск негативных последствий. При отсутствии на рынке труда достаточного количества свободных трудовых ресурсов развитие предприятий может замедлиться.

Р.И. Капелюшников заявляет, что «российской экономике предстоит в течение долгого времени действовать в стрессовых условиях острой нехватки трудовых ресурсов, что грозит стать главным тормозом на пути ее устойчивого роста» (Капелюшников, 2024). Для выхода из этой ситуации в попытке компенсировать нехватку рабочей силы компании могут увеличивать нагрузку на существующих работников либо вынуждены прибегнуть к повышению заработной платы, так как работодатели конкурируют за ограниченное количество сотрудников. Очевидно, что при этом будет происходить рост затрат, связанных с наймом, обучением и удержанием сотрудников. В целом рост зарплат приводит не только к инфляционному давлению, но и к повышению неравенства условий труда, усиливая социальное и экономическое неравенство. Возникают риски того, что работодателям придется нанимать менее квалифицированных или менее продуктивных работников просто для заполнения вакансий, что может снизить общую производительность труда, а многие сотрудники могут стать менее мотивированными к профессиональному развитию, зная, что могут легко найти работу даже без повышения квалификации. Также сотрудники могут чаще менять работу в поисках лучших условий труда, более высокой заработной платы или лучших льгот, зная, что на рынке труда существует дефицит рабочей силы.

Целью исследования является оценка потенциала влияния генеративного искусственного интеллекта на рынок труда в разрезе отраслей экономики за счет изменения эффективности труда, на основе анализа данных и экономико-математического моделирования возможных сценариев развития рынка труда.

Анализ литературных источников

Одним из инструментов анализа рынка труда является построение кривой Бевериджа, описывающей связь между уровнем безработицы и уровнем вакансий (Алехин, 2024; Капелюшников, 2024). Кривая Бевериджа – инструмент оценки «производственной мощности» рынка труда. Максимальная эффективность труда – это тот случай, когда кривая минимально удалена от начала координат (Капелюшников, 2024). «Кривая Бевериджа стала центральной концепцией в макроэкономике рынка

труда еще и потому, что она обладает двумя достоинствами. Во-первых, каждое значение эмпирической кривой указывает на состояние, в котором находится экономика в данный момент времени. Во-вторых, эмпирическая кривая позволяет отделить изменения рыночной системы трудоустройства из-за шоков активности экономических агентов от ее изменений вследствие структурных шоков» (Алехин, 2024).

«Когда безработных мало и спрос на труд высок, работодателям сложно найти дополнительную рабочую силу, даже если увеличивать количество вакансий. И наоборот, когда безработных много, а вакансий мало, каждая вакансия быстро замещается, что сильно влияет на уровень безработицы» (Алехин, 2024). При этом анализ кривой Бевериджа, которая по факту отражает зависимость только двух показателей, не должен ограничиваться выводами по ним. Действительно, количество актуальных вакансий, например, зависит не только от потребностей предприятий, но и от скорости их закрытия, которая в свою очередь зависит от многих факторов, в том числе от уровня зарплат, условий труда, готовности населения к структурным изменениям рынка труда, релокации и т. п.

Б.И. Алехин выделяет следующие преимущества анализа эмпирической кривой Бевериджа: «Интерпретировать кривую Бевериджа для оценки конъюнктуры рынка труда удобнее, чем анализировать два отдельных временных ряда – вакансий и безработных»; «по точкам кривой Бевериджа, можно определить текущее состояние экономики», то есть состояние экономической рецессии или экспансии; «кривая Бевериджа помогает отличить изменения в рыночной системе трудоустройства, вызванные деловой активностью, от изменений, вызванных структурными шоками». «Таким образом, экономика, переходящая от рецессии к экспансии и обратно, оставляет след в виде точек вдоль линии тренда. Рецессия и безработица взаимно усиливают друг друга. Но, как однажды заявили в Федеральной резервной системе США, безработица «взлетает как ракета и падает как перо» (Алехин, 2024).

Кривая Бевериджа может варьироваться по отраслям из-за различий в спросе на труд, технологических изменений, сезонных колебаний и институциональных факторов. Например, внедрение новых технологий может сокращать

рабочие места в промышленности, но создавать их в IT-секторе. Сезонные колебания особенно влияют на сельское хозяйство и строительство. Уровень квалификации работников и требования к их мобильности также играют важную роль, поскольку время на подготовку для разных отраслей может сильно различаться. Например, повышение спроса на врачей и рост их зарплат могут не увеличить их число, если на рынке труда нет незанятых врачей. Кроме того, экономические циклы по-разному воздействуют на отрасли: производство и строительство сильно страдают во время рецессий, тогда как здравоохранение и образование более стабильны. Также могут приводить к различиям социальные и демографические изменения (Bonthuis et al., 2016; Destefanis et al., 2020).

Исследователи применяют разные модели и методы для оценки влияния генеративного ИИ на рынок труда. Многие из методов основываются на более ранних исследованиях. Генеративный ИИ – не первая технология, которая привела к изменениям на рынке труда и при выборе методологии оценки влияния генеративного ИИ на него исследователи зачастую опираются на методологии, которые применялись ранее для оценки изменения под действием других факторов. С точки зрения методов оценки влияния генеративного ИИ на рынок труда следует отметить метод на основе оценки возможности автоматизации отдельных задач по их текстовому описанию и метод аналогий.

Метод оценки автоматизации отдельных задач по их текстовому описанию. Методология основана на использовании пар «глагол – сущ.», описывающих конкретные трудовые функции. В работе (Webb, 2019) описано применение этой методологии для анализа автоматизации задач. Она предлагает структурированный подход к определению задач, которые могут быть автоматизированы с помощью генеративного ИИ, включая сбор данных, сравнение с технологиями, экспертную оценку и расчет вероятности автоматизации.

В статье «The Economics of Generative AI» (NBER) (Brynjolfsson, Li, 2024) отмечено, что генеративный ИИ повышает производительность труда через автоматизацию задач. Описывается модель «Productivity J-Curve», показывающая временной лаг между внедрением технологий и ростом производительности. Для

анализа воздействия генеративного ИИ на профессии использовались данные O*NET и патенты ИИ, выявляющие, что на 80% рабочей силы в США может повлиять автоматизация задач с помощью больших языковых моделей, таких как ChatGPT-4.

Методология анализа задач и воздействия. Методология позволяет оценить, какие задачи могут быть автоматизированы с помощью ИИ и как это повлияет на профессии. В статье (Eloundou et al., 2023) рассматривается влияние больших языковых моделей на рынок труда, анализируется воздействие ИИ на различные задачи.

Метод аналогий для прогнозирования кадровой потребности и оценки влияния ИИ на рынок труда. Метод аналогий прогнозирует кадровую потребность и оценивает влияние ИИ на рынок труда, анализируя аналогичные ситуации. В обзоре «Enhancing Work Productivity through Generative Artificial Intelligence: A Comprehensive Literature Review» (Al Naqbi et al., 2024) рассматривается влияние генеративного ИИ на производительность труда с использованием исторической аналогии и библиометрического анализа.

В работе «Прогноз кадровой потребности для сферы искусственного интеллекта в России» (Аверьянов и др., 2023) метод аналогий применяется для оценки кадровой потребности в сфере ИИ. Он используется для прогнозирования будущих изменений на рынке труда, основываясь на аналогиях с другими технологическими преобразованиями.

Зачастую методы трудно отнести к одной методологии. В статье (Аверьянов и др., 2023) применяются элементы метода баланса трудовых ресурсов и метода аналогий, что позволяет провести комплексный анализ. Метод баланса трудовых ресурсов оценивает распределение трудовых ресурсов, а метод аналогий прогнозирует кадровую потребность на основе аналогичных ситуаций, давая выводы о будущем спросе на работников в сфере ИИ.

Распространение любой технологии общего назначения, в том числе генеративного ИИ, обуславливает трансформацию рынка труда и поднимает ряд вопросов, связанных с его структурной перестройкой и изменениями соотношений труда, выполняемого человеком и выполняемого машиной. Проблема техноло-

гической безработицы возникает в новом качестве, ускоряя процесс вытеснения человеческого труда во многих отраслях (Kolade, Owoseni, 2022).

Возникают важные вопросы о будущем занятости, ее качестве и распределении доходов, поскольку машины и алгоритмы все чаще выполняют задачи, которые когда-то были частью человеческого труда. В статье «Влияние Индустрии 4.0 и цифровизации на рынок труда в 2030 году – подтверждение прогноза Кейнса» (Szabó-Szentgróti et al., 2022) отмечается, что, с одной стороны, масштабы технологической безработицы во многом будут зависеть от принятой стратегии цифровизации в каждой стране, скорости ее внедрения, а также готовности системы образования в данной стране к переподготовке уязвимых групп трудоспособного населения, с другой, сократится объем необходимых рабочих задач, что приблизит нас к концепции Кейнса о трех рабочих часах в день. При этом сокращение рабочего времени повысит экономическую эффективность за счет более интенсивной и эффективной работы (Гачев и др., 2023).

Современные научные исследования показывают, что сокращение рабочей недели может приносить значительные преимущества для сотрудников и организаций. Например, в ходе проведенного в Великобритании исследования¹ обнаружено, что переход на четырехдневную рабочую неделю привел к значительному снижению стресса у работников и уменьшению числа больничных дней, при этом производительность сохранилась на прежнем уровне. Поэтому работодатели, с одной стороны, могут намеренно и официально уменьшать продолжительность рабочей недели, с другой стороны, это может происходить скрыто. В таких случаях работодателю может быть заведомо известно, что сотрудник фактически не работает полноценные 40 часов в неделю, с учетом, например, дистанционной или гибридной форм работы, использования генеративного ИИ, но он соглашается с этим, формируя лояльное отношение сотрудника к себе и обеспечивая выполнение

¹ University of Cambridge. Working a four-day week boosts employee wellbeing while preserving productivity, major six-month trial finds. ScienceDaily, 21 February 2023. URL: <https://www.sciencedaily.com/releases/2023/02/230221113132.htm>

необходимых рабочих задач. В этом контексте использование генеративного ИИ открывает широкий спектр возможностей для улучшения качества жизни людей, но становится неизбежным элементом конкуренции за счет снижения предельных издержек (Сулумов, 2022).

Ряд исследователей также отмечает, что распространение генеративного ИИ вызовет необходимость создания новых профессий и новых рабочих мест, количество которых может быть сопоставимо или больше того количества рабочих мест, на которых человек будет заменен машиной в процессе цифровой трансформации экономики (Panetta, 2017).

Анализ текущего состояния использования генеративного ИИ показывает, что возможные варианты потенциала влияния генеративного ИИ можно свести к следующим сценариям развития:

1) сокращение продолжительности рабочего времени или рабочей недели за счет роста производительности труда при использовании генеративного ИИ (Gupta et al., 2024; Ellingrud et al., 2023);

2) рост безработицы в краткосрочном периоде; уменьшение количества рабочих мест из-за возможностей генеративного ИИ заменить некоторые трудовые функции (Autor, 2022; Naaranala et al., 2023; Brynjolfsson et al., 2023);

3) рост занятости в долгосрочном периоде за счет влияния потенциала генеративного ИИ на экономический рост; экономический рост в свою очередь будет связан с развитием и внедрением современных технологий, а возможные негативные эффекты будут перекрываться положительными (Broecke, 2023; Kalish et al., 2023; Al Naqbi et al., 2024).

При этом все исследователи, несмотря на то, какие сценарии считают более вероятными, отмечают наличие тенденций к изменению профессиональных компетенций и трудовых функций, потому что часть их будет заменена современными технологиями, а часть потребует развития, в большей или меньшей степени, в зависимости от сферы деятельности. Так или иначе произойдет изменение баланса трудовых ресурсов.

Несмотря на наличие литературы о влиянии автоматизации на рынок труда России (Гимпельсон, Капелюшников, 2022; Капелюшни-

ков, 2024), работы по оценке влияния генеративного ИИ отсутствуют, автоматизация рассматривается как «замена труда машинами или искусственным интеллектом с ликвидацией соответствующих рабочих мест» и «в обозримой перспективе вряд ли реализуемой» (Гимпельсон, 2022). В нашем же исследовании генеративный ИИ рассматривается не как инструмент замены труда человека, а как инструмент повышения эффективности (производительности) труда. Автоматизация, по оценкам В.Е. Гимпельсона и Р.И. Капелюшникова, повлияет примерно на 10% занятых: «Расчеты показывают, что суммарная доля рабочих мест, на которых рутинные операции преобладают, невелика и составляет немногим более 10%» (Гимпельсон, Капелюшников, 2022), тогда как в нашем исследовании оценки влияния технологии на отдельные отрасли (например ИТ) достигают 50%, а в среднем по экономике 23%.

Повышение производительности труда за счет массового внедрения технологии генеративного ИИ является лишь одним из факторов, влияющих на развитие рынка труда. В нашем исследовании все факторы (демография, миграционная политика, геополитическая обстановка, состояние экономики, производительность труда, доля зарплаты в ВВП и другие) учтены лишь косвенно, за счёт использования официальных прогнозов Минтруда и Минэкономразвития, взятых в качестве инерционного сценария.

Методология исследования

Методология исследования основана на авторском подходе к оценке влияния генеративного ИИ на кадровый дефицит и валовый внутренний продукт (ВВП) в различных секторах экономики (рис. 1). Укрупненными этапами исследования можно считать решение следующих задач:

1) оценка текущего состояния рынка труда (кадрового голода) через построение кривых Бевериджа; для проведения исследования использованы данные Росстата о показателях выпуска, занятости, потребностях в кадрах и уровне безработицы;

2) построение эконометрической модели зависимости между величинами выпуска и труда на основе статистических данных за период 2017–2022 гг.;

3) построение зависимости до 2027 года на основе официальных прогнозов ВВП, предоставленных Минэкономразвития, и прогнозов баланса трудовых ресурсов от Минтруда, а затем экстраполяция инерционного прогноза до 2030 года;

4) оценка влияния генеративного ИИ на производительность труда на основе оценок возможного повышения производительности труда, с учетом разных уровней проникновения технологии (доли пользователей от числа занятых) в отрасль и разной эффективности технологии. То есть применен подход Acemoglu, Restrepo (Acemoglu, Restrepo, 2018), когда считается, что есть часть трудовых ресурсов (a), эффективность которых может быть повышена на величину (k) и тогда численность занятых L по эффективности работает как $L^* = akL + (1 - a)L$. Оценки влияния генеративного ИИ на производительность труда и экономику взяты из отчетов таких источников, как МВФ, ОЭСР, McKinsey & Company, BCG и др., которые дополняются экспертными сценариями с использованием имитационно-экспертного моделирования², когда существующие тен-

денции развития устойчивых показателей на основе расчетной имитационной модели итерационно корректируются с помощью экспертных оценок.

Для анализа зависимости между уровнем безработицы и числом вакансий используют кривую Бевериджа (Алехин, 2024; Капелюшников, 2024), которая показывает обратную связь между уровнем безработицы и числом вакансий и помогает понять состояние рынка труда. В статье «Экспансия вакансий на российском рынке труда: динамика, структура, триггеры» (Капелюшников, 2024) отмечается, что в течение последних лет неудовлетворенный спрос на рабочую силу вышел на рекордно высокую по меркам российского рынка труда отметку, из-за чего кривая Бевериджа сместилась резко вверх.

Для оценки кадрового голода использованы данные Росстата о динамике уровня безработицы и потребностей в кадрах по отраслям. Полученные функции зависимости между уровнем безработицы и числом вакансий по отраслям позволяют сравнивать отрасли с точки зрения динамики потребностей в кадрах.

Рис. 1. Архитектура модели



² Отоцкий П.Л. (2008). Математическая модель социально-экономической системы региона с учетом внешних возмущающих воздействий: специальность 05.13.18 «Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ»: дис. ... канд. ф.-м. наук. М. 132 с.

Низкая безработица указывает на высокий спрос на труд и дефицит кадров, что создает сложности для работодателей в найме квалифицированных работников. В таких условиях работодатели вынуждены искать альтернативные решения, чтобы поддерживать уровень производства и удовлетворять потребности рынка. Одним из таких решений является замена человеческого труда технологиями.

Для анализа производственных процессов и оценки вклада труда и капитала в экономический выпуск можно использовать функцию Кобба – Дугласа. В условиях дефицита кадров и низкой безработицы работодатели все чаще обращаются к технологиям, чтобы компенсировать нехватку рабочей силы. Для более точного учета современных факторов, влияющих на производительность, предлагается модифицировать функцию Кобба – Дугласа добавлением фактора автоматизации, связанного с внедрением генеративного ИИ, что позволяет учесть влияние новых технологий на выпуск. Это особенно важно в условиях быстро меняющегося рынка труда, где генеративный ИИ может значительно снизить зависимость выпуска от количества работников и повысить общую эффективность производства. При переходе от классической производственной функции к модифицированной, которая позволяет учесть влияние генеративного ИИ на различные отрасли, возникает необходимость количественной оценки степени проникновения технологии в отрасль (какой процент занятых в отрасли будет ей пользоваться) и оценки показателя повышения эффективности труда (насколько повысится производительность труда).

При формировании инерционного прогноза были использованы официальные прогнозы министерств (Минэкономразвития РФ, Минтруда РФ) до 2026 года, далее прогнозы экстраполировались и накладывалась оценка изменения инерционного сценария под влиянием технологии генеративного ИИ (в качестве возмущающего воздействия): «Прогноз долгосрочного социально-экономического развития Российской Федерации на период до 2030 года» и текущий прогноз социально-экономического развития Российской Федерации на 2024 год и на плановый период 2025 и 2026 годов Минэкономразвития РФ, последний из которых ежегодно обновляется, прогнозы Министерства

труда РФ, в частности «Прогноз баланса трудовых ресурсов на 2024–2026 годы». Минэкономразвития дает не только прогнозные сценарии (базовый и консервативный) по основным макроэкономическим показателям, в том числе ВВП, инвестиции в основной капитал и т. п., но и прогнозы по структуре ВВП по отраслям.

На основе оценок степени проникновения технологии в отрасль и показателя повышения эффективности труда можно определить степень влияния генеративного ИИ на рынок труда по каждой из отраслей. Возникает возможность использования сценарного подхода и параметрического имитационного моделирования, когда в описанной системе мы можем оценивать необходимый уровень проникновения технологии для получения определенного заданного эффекта, либо, наоборот, оценивать возможный эффект с учетом предположений об уровне проникновения технологии, а также моделировать несколько сценариев за счет вариации значений упомянутых величин как параметра. В результате будут предложены сценарии изменений рынка труда с учетом применения технологии генеративного ИИ, включая изменение количества вакансий, на основе анализа данных и экономико-математического моделирования возможных сценариев развития рынка труда.

Оценка кадрового голода

Анализ соотношения спроса и предложения на рынке труда через показатели потребности в кадрах (число вакансий) по отраслям и уровня безработицы свидетельствует о кадровом голоде. Действительно, снижение уровня безработицы и рост потребности в кадрах привели к тому, что уровень потребности превысил уровень безработицы, причем в ряде отраслей более чем в 3 раза, тогда как «в большинстве развитых стран равновесное соотношение вакансий к безработице лежит в диапазоне 0,7–1,0»³, то есть число вакансий не превышает уровень безработицы. «Значения, стабильно превышающие этот диапазон, указывают на структурные дисбалансы на рынке труда»⁴. Для анализа тенденций рассмотрена динамика показателей (с первого квартала 2022 года по второй квартал 2024 года), для каждой из отраслей построена

³ OECD Employment Outlook 2022: Building Back More Inclusive Labour Markets. OECD Publishing, Paris.

⁴ Там же.

кривая Бевеиджа. Кривая Бевеиджа для общей потребности по отраслям А-S приведена на рисунке 2, а на рисунке 3 даны примеры отраслей с разными темпами изменения потребностей: отрасль (N) (деятельность административная и сопутствующие дополнительные услуги), как пример отрасли, где рост безработицы привел к кратному росту уровня потребностей в кадрах (более чем в 2 раза), и отрасль (L) (деятельность по операциям с недвижимым имуществом), как пример отрасли, где рост потребностей не на-

блюдался. Для расчета использовались официальные данные Росстата об уровнях безработицы в % и уровнях потребности в кадрах, V – число вакансий на 1000 занятых (использовалось соотношение численности требуемых работников списочного состава на вакантные рабочие места на конец отчетного квартала к численности занятых в отрасли по данным Росстата). Расчеты проведены за 10 кварталов, с первого квартала 2022 года по второй квартал 2024 года.

Рис. 2. Кривая Бевеиджа для агрегированных данных

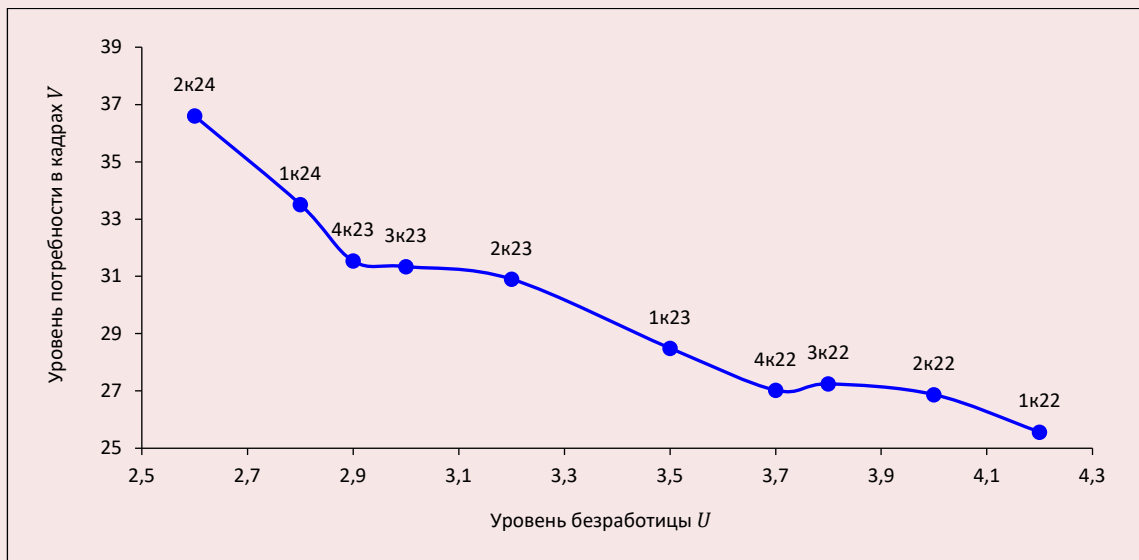
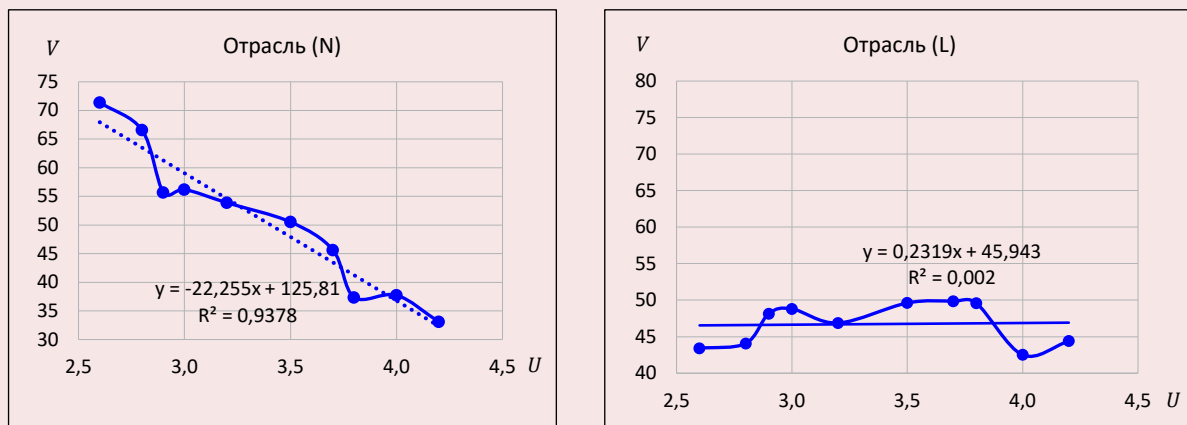


Рис. 3. Кривые Бевеиджа для отраслей N (слева) и L (справа)



Результаты расчетов приведены в *таблице 1*, получены методом наименьших квадратов для оценки коэффициентов формулы:

$$V = b_0 + b_1 \cdot U,$$

где V – потребности отрасли в кадрах,
 U – уровень безработицы,
 b_0, b_1 – неизвестные коэффициенты.

Таким образом, ранжирование отраслей экономики в зависимости от темпов изменения потребностей в кадрах (на основе построения кривых Бевеиджа) позволило выявить отрасли с высокими темпами роста потребности в кадрах. Эти отрасли наиболее подвержены влиянию изменений в производительности труда, что делает их наиболее перспективными для внедрения генеративного ИИ. Однако необходимо учитывать, что скорость внедрения технологии будет определяться как спросом со стороны отрасли, так и техническими

возможностями генеративного ИИ для повышения производительности труда. Например, в отраслях с высокой долей рутинных задач, таких как финансы или ИТ, генеративный ИИ может быстрее повысить производительность труда, чем в отраслях с низкой степенью автоматизации, таких как сельское хозяйство. Ранжирование отраслей по темпам изменения потребностей в кадрах позволяет государству более эффективно разрабатывать и реализовывать политику в области занятости, образования и технологического развития. Это помогает сосредоточить усилия на тех секторах, где дефицит кадров наиболее критичен и где внедрение технологий, таких как генеративный ИИ, может дать максимальный эффект. Для более точной оценки влияния генеративного ИИ на производительность труда необходимо построение прогноза развития рынка труда с учетом особенностей каждой отрасли.

Таблица 1. Ранжирование отраслей экономики в зависимости от темпов изменения потребностей в кадрах

Описание группы отраслей	Отрасль	Коэффициент b_1
Рост безработицы на 0,1% привел к росту уровня потребности на 0,9% и более	Водоснабжение; водоотведение, организация сбора и утилизации отходов, деятельность по ликвидации загрязнений (E)	-24,205
	Деятельность административная и сопутствующие дополнительные услуги (N)	-22,255
	Обрабатывающие производства (C)	-10,88
	Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха (D)	-10,497
	Торговля оптовая и розничная; ремонт автотранспортных средств и мотоциклов (G)	-9,3103
Рост безработицы на 0,1% привел к росту уровня потребности на 0,1–0,9%	Государственное управление и обеспечение военной безопасности; социальное обеспечение (O)	-6,6452
	Добыча полезных ископаемых (B)	-5,0797
	Сельское, лесное хозяйство, охота, рыболовство и рыбоводство (A)	-5,067
	Транспортировка и хранение (H)	-4,8209
	Строительство (F)	-4,3137
	Образование (P)	-2,6172
	Деятельность в области информации и связи (J)	-2,5889
	Деятельность профессиональная, научная и техническая (M)	-1,9203
	Деятельность в области культуры, спорта, организации досуга и развлечений (R)	-1,571
Деятельность гостиниц и предприятий общественного питания (I)	-1,2212	
Рост потребностей минимален, увеличение безработицы на 0,1% привело к росту уровня потребности менее чем на 0,1%	Предоставление прочих видов услуг (S)	-0,6985
	Деятельность в области здравоохранения и социальных услуг (Q)	-0,4052
	Деятельность по операциям с недвижимым имуществом (L)	0,2319
	Деятельность финансовая и страховая (K)	1,3308

Построение инерционного прогноза развития рынка труда

Традиционно для оценки потенциала влияния технологии используется аппарат производственных функций (Jones, 2016; Вавилова, Раян, 2024).

$$Y = AK^{\alpha}L^{\beta}$$

Построение функции Кобба – Дугласа по отраслям позволяет учитывать специфику отраслей. При классическом подходе возникает проблема эндогенности данных, когда капитал и труд коррелируют с ошибкой модели, что приводит к смещённым оценкам. Это может быть вызвано несколькими причинами, основными из которых являются корреляция между капиталом и трудом или нестационарностью данных, наличие неучтенных обратных связей, например, не только выпуск растет от величины капитала, но и капитал растет от величины выпуска, ошибки измерений и т. п. Например, расчеты коэффициентов уравнения $Y = AK^{\alpha}L^{\beta}$ для отрасли «деятельность по операциям с недвижимым имуществом» показали отрицательную степень β (когда численность занятых снижалась, а валовая добавленная стоимость росла), а при наложении ограничения $\alpha + \beta = 1$, которое обычно интерпретируется как условие постоянной отдачи от масштаба, $\beta = 0$. Такой результат может приводить к ложным выводам о независимости выпуска от численности занятых либо о наличии обратной зависимости. Подобные результаты по другим отраслям связаны с наличием эффекта мультиколлинеарности, эндогенности, а иногда с низкой вариативностью величины численности занятых. Действительно, значения труда и капитала в экономических данных зачастую трудно использовать в исходном виде, так как они являются нестационарными и эндогенными относительно модели. Это означает, что их уровни могут изменяться с течением времени под влиянием таких факторов, как экономический рост, инвестиции, демографические изменения и технологические инновации. Как правило, показатели капитала и труда имеют тенденции, что делает их временные ряды нестационарными. Для корректного использования данных в эконометрическом моделировании часто применяются такие методы, как проверка на коин-

теграцию и преобразование данных (например, разности), чтобы сделать их стационарными.

Часто вводится ограничение: сумма степеней в функции Кобба – Дугласа равна единице $\alpha + \beta = 1$. Обычно это интерпретируется как условие постоянной отдачи от масштаба. Проведенное исследование показало, что можно улучшить качество оценок функции Кобба – Дугласа путем использования подхода, когда обе части уравнения делят на величину численности занятых (Jones, 2016). По сути, такой подход позволяет исследовать производительность труда (в смысле отношения величины выпуска к численности занятых), исключив влияние общего количества работников, и сосредоточиться на отдаче от капитала и технологий.

$$\frac{Y}{L} = \frac{AK^{\alpha}L^{1-\alpha}}{L} = \frac{AK^{\alpha}}{L^{\alpha}} = A\left(\frac{K}{L}\right)^{\alpha}$$

На основе статистического анализа динамики отношения $\frac{Y}{L} = f(t)$ выявлено, как этот показатель зависит от времени. На рисунке 4 приведен пример построения графика для отрасли (С) «Обрабатывающие производства». С учетом этого можно использовать данное свойство функции для прогнозирования отношения в будущих периодах, подобрав коэффициенты функции $P = f(t)$ на известных данных, а затем экстраполировав значения.

В нашем случае оценка производилась на данных с 2017 по 2022 год. В качестве величины выпуска Y по отрасли использованы значения валовых добавленных стоимостей (ВДС) по отраслям деятельности (в ценах 2021 г.), а величины трудовых ресурсов L – численность занятых по видам экономической деятельности. Таким образом, с помощью метода наименьших квадратов получаем уравнения для инерционного прогноза значений $\frac{Y}{L}$ для всех отраслей с соответствующими значениями качества модели (коэффициентами детерминации R^2) (табл. 2) и возможность одну из переменных использовать как параметр для сценарного моделирования второй переменной, то есть иметь оценки о значениях выпуска в зависимости от предполагаемых значений величины численности занятых и наоборот.

$$Y = PL$$

Рис. 4. График отношения $\frac{Y}{L}$ по отрасли (С) «Обрабатывающие производства»

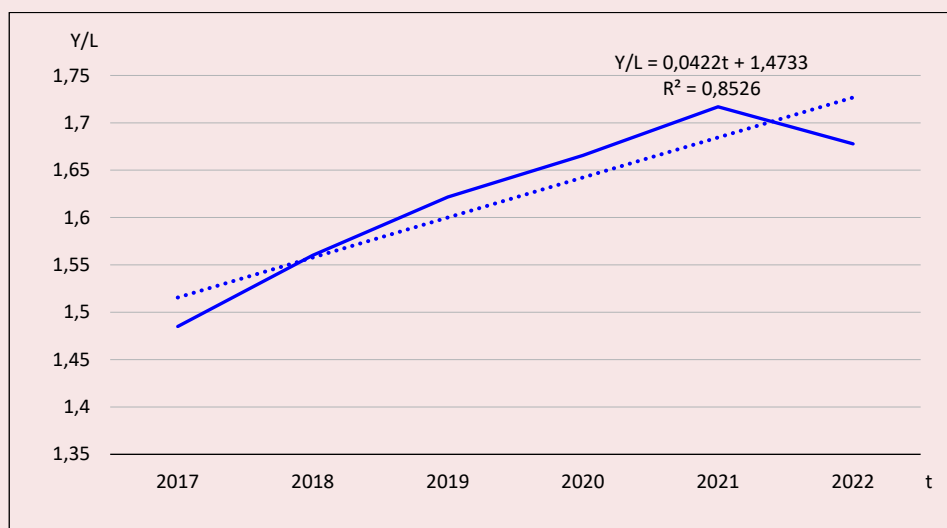


Таблица 2. Уравнения динамики отношения Y/L

Отрасль	Уравнение	Коэффициент детерминации R²
Сельское, лесное хозяйство (A)	$Y/L = 0,0554t + 0,9373$	$R^2 = 0,9833$
Добыча полезных ископаемых (B)	$Y/L = -0,1214t + 14,369$	$R^2 = 0,4538$
Обрабатывающие производства (C)	$Y/L = 0,0422t + 1,4733$	$R^2 = 0,8526$
Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха (D)	$Y/L = 0,1155t + 1,2858$	$R^2 = 0,8908$
Водоснабжение; водоотведение, организация сбора и утилизации отходов (E)	$Y/L = 0,0273t + 0,7042$	$R^2 = 0,8469$
Строительство (F)	$Y/L = 0,0058t + 0,8899$	$R^2 = 0,2528$
Торговля оптовая и розничная; ремонт автотранспортных средств и мотоциклов (G)	$Y/L = 0,0008t + 1,1428$	$R^2 = 0,0008$
Транспортировка и хранение (H)	$Y/L = -0,0307t + 1,4976$	$R^2 = 0,5827$
Деятельность гостиниц и предприятий общественного питания (I)	$Y/L = -0,0087t + 0,5974$	$R^2 = 0,0935$
Деятельность в области информации и связи (J)	$Y/L = 0,0721t + 1,7986$	$R^2 = 0,8782$
Деятельность финансовая и страховая (K)	$Y/L = 0,488t + 2,3556$	$R^2 = 0,9754$
Деятельность по операциям с недвижимым имуществом (L)	$Y/L = 0,1601t + 5,852$	$R^2 = 0,9693$
Деятельность профессиональная, научная и техническая (M)	$Y/L = 0,0704t + 1,5051$	$R^2 = 0,9317$
Деятельность административная и сопутствующие дополнительные услуги (N)	$Y/L = -0,0271t + 1,4079$	$R^2 = 0,6924$
Государственное управление и обеспечение военной безопасности; социальное обеспечение (O)	$Y/L = 0,0813t + 1,9488$	$R^2 = 0,8192$
Образование (P)	$Y/L = 0,0025t + 0,6841$	$R^2 = 0,2058$
Деятельность в области здравоохранения и социальных услуг (Q)	$Y/L = 0,0198t + 0,8399$	$R^2 = 0,5891$
Деятельность в области культуры, спорта, организации досуга и развлечений (R)	$Y/L = 0,0283t + 0,8703$	$R^2 = 0,5452$
Предоставление прочих видов услуг (S)	$Y/L = 0,0056t + 0,343$	$R^2 = 0,3488$

Использование предложенного подхода позволило получить уравнения с высокими коэффициентами детерминации (более 0,8) для большинства отраслей. Низкие значения коэффициентов детерминации (менее 0,5) получены только в таких отраслях, как строительство (как отрасли, чувствительной к изменениям в экономике), а также в отраслях, на которые повлияла пандемия коронавируса (торговля, деятельность гостиниц и предприятий общественного питания и образование) и которые сильно зависят от внешних факторов (добыча полезных ископаемых).

Построение прогноза развития рынка труда с учетом влияния технологии генеративного ИИ

Далее сосредоточимся на оценке изменений показателей выпуска под воздействием внедрения технологии генеративного ИИ, учитывая необходимость анализа существующих причинно-следственных зависимостей. Очевидно, что если генеративный ИИ способен автоматизировать некие трудовые функции, то в первую очередь необходимо определить влияние технологии на производительность труда. Возникает необходимость ввода понятия «эффективное количество занятых» или «эффективная численность занятых». Если эффективность сотрудника вырастет в $1+k$ раз, то мы будем говорить, что k – параметр, который показывает уровень повышения эффективности (производительности) за счет использования генеративного ИИ и новая суммарная производительность той же самой численности занятых, выросшая только за счет генеративного ИИ, будет называться эффективной численностью занятых. Также следует учесть степень проникновения технологии. Действительно, эффективность будет различной в зависимости от отрасли, так как в разных отраслях разное количество задач, которые будут подвержены влиянию генеративного ИИ (Отоцкий, Поспелова, 2024).

В статье «Artificial Intelligence, Automation, and Work» (Acemoglu, Restrepo, 2018) авторы используют следующую классическую производственную функцию, разделяя труд на автоматизируемые и неавтоматизируемые задачи $Y = f(L, K, A)$, где: Y – общий выпуск продукции, L – труд (суммарные затраты труда), K – капитал, A – уровень автоматизации. Производственная функция может быть детализирована для учета автоматизируемых (M) и

неавтоматизируемых (N) задач $Y = f(M, N, K)$, где M – задачи, которые могут быть автоматизированы, N – задачи, которые не могут быть автоматизированы.

Если рассматривать генеративный ИИ как один из способов автоматизации труда, то можно использовать подход (Acemoglu, Restrepo, 2018) для модификации формулы $Y = PL$ для учета влияния генеративного ИИ:

$$Y^* = PL^* = P(akL + (1 - a)L),$$

где a – степень проникновения генеративного ИИ в ту или иную отрасль; под степенью проникновения в отрасль подразумевается доля сотрудников, использующих генеративный ИИ в работе; понятно, что в зависимости от отрасли будет разная степень проникновения технологии, потому что этот показатель характеризует долю автоматизируемых задач, и степень проникновения далека от 100%; даже в отрасли «деятельность в области информации и связи» предполагается, что она не превысит 50% к 2030 году, а в некоторых отраслях, таких как сельское хозяйство, строительство и т. п., не превысит 10%;

k – повышение эффективности (производительности) за счет использования генеративного ИИ. Коэффициент задан как константа, т.к. в рамках данной работы потенциал влияния технологии оценивался с учетом текущего уровня её развития. Существует три основных точки зрения относительно дальнейшей скорости развития технологии:

1) продолжение стремительного развития до уровня сильного ИИ; Мира Мурати (технический директор OpenAI) заявила, что интеллект GPT-5 в 2025/2026 годах достигнет уровня PhD;

2) сатурация уровня интеллектуального уровня генеративного ИИ на текущем уровне с учетом использования современной архитектуры нейронных сетей, объемов данных и доступных вычислительных мощностей (Widder, Nicks, 2024);

3) гипотеза разочарования в ИИ и переход к «третьей зиме ИИ» со спадом популярности технологии (Cahn, 2024).

В связи с высокой степенью неопределенности задача прогноза развития технологии оставлена вне данного исследования. Принимается вторая гипотеза (сатурация уровня тех-

нологии на текущем уровне), оценен экономический эффект от массового применения технологии в том виде, в котором она доступна на текущий момент.

За основу оценок произведений ak , как эффекта от генеративного ИИ в отрасли, взяты оценки McKinsey⁵. Затем для каждой отрасли экспертно определена величина k с учетом опыта российских компаний и существующих исследований⁶. На основе этого оценены начальные значения a . Динамика изменения величины a в период с 2023 по 2030 год моделируется логистической кривой, при этом максимальные значения также заданы экспертно.

На основе оценок степени проникновения и эффективности использования генеративного ИИ по отраслям можно оценить эффективную численность занятых L^* в каждой из отраслей. Возникает возможность использования сценарного подхода и параметрического моделирования, когда в описанной системе мы можем оценивать ожидаемую величину выпуска по отраслям на основе эффективной численности занятых либо, наоборот, оценивать необходимую численность занятых, которая мо-

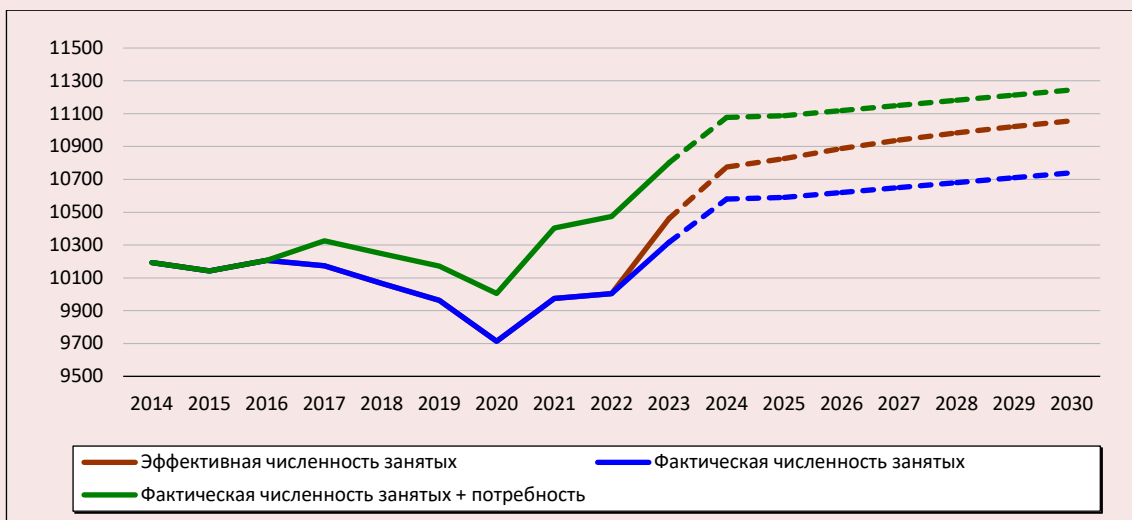
жет обеспечить планируемый уровень выпуска с учетом предположений об уровне проникновения технологии, и т. п.

Как указывалось выше, помимо учета численности занятых L необходимо учитывать потребности V , тогда для каждой отрасли можем построить график динамики значений фактической численности занятых L , эффективной численности занятых L^* и суммы фактической численности занятых и потребности $L + V$.

Возникает возможность использования сценарного подхода и параметрического моделирования, когда в описанной системе мы можем оценивать необходимый уровень проникновения технологии для получения определенного заданного эффекта либо, наоборот, оценивать возможный эффект с учетом предположений об уровне проникновения технологии, и т. п.

Проведенные расчеты показали, что генеративный ИИ может снизить существующий кадровый голод в некоторых областях и его влияние не превысит существующие на данный момент потребности в кадрах. На рисунках 5, 6 показан пример динамики численности занятых и динамика потребности в кадрах на примере отрасли (С) «Обрабатывающие производства».

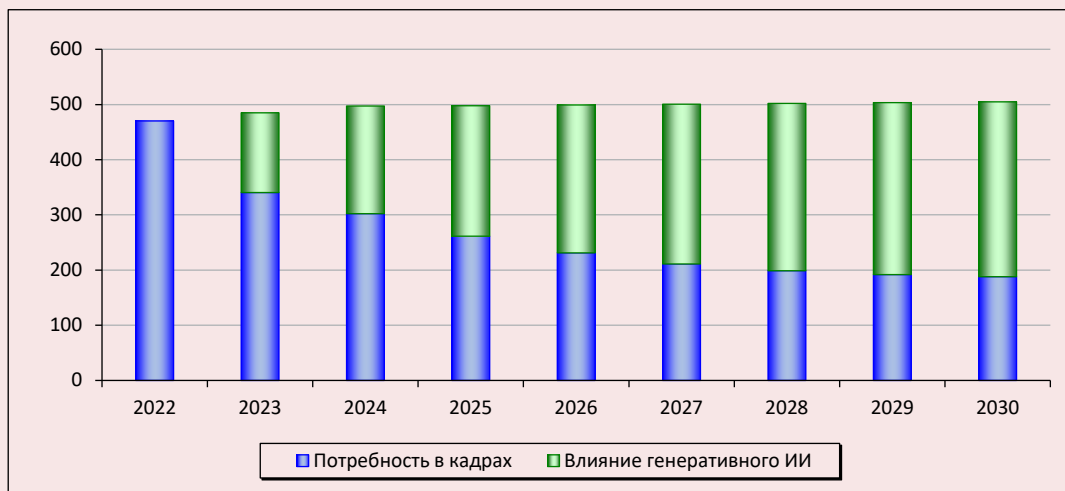
Рис. 5. Динамика численности занятых для отрасли (С) «Обрабатывающие производства», тыс. человек



⁵ The Economic Potential of Generative AI. McKinsey Report, January 2023.

⁶ Turning GenAI Magic into Business Impact. Available at: <https://www.bcg.com/publications/2023/maximizingthe-potential-of-generative-ai> (accessed: February 16, 2024); Goldman Sachs: Upgrading Our Longer-Run Global Growth Forecasts to Reflect the Impact of Generative AI (Briggs/Kodnani); The Economic Potential of Generative AI. McKinsey Report, January 2023.

Рис. 6. Динамика потребности в кадрах отрасли (С) «Обрабатывающие производства», тыс. человек



На примере прогноза динамики численности занятых и динамики потребности в кадрах для отрасли (К) «Деятельность финансовая и страховая» (рис. 7, 8) показано, как в ряде отраслей влияние генеративного ИИ может превысить существующие потребности в кадрах (торговля оптовая и розничная; ремонт автотранспортных средств и мотоциклов; деятельность в области информации и связи; деятель-

ность финансовая и страховая; деятельность профессиональная, научная и техническая; образование; деятельность в области культуры, спорта, организации досуга и развлечений). Превышение эффективной численности занятых над потребностями может привести к росту выпуска отрасли выше прогнозных значений либо к уменьшению фактической численности занятых в отдельных отраслях.

Рис. 7. Динамика численности занятых для отрасли (К) «Деятельность финансовая и страховая», тыс. человек

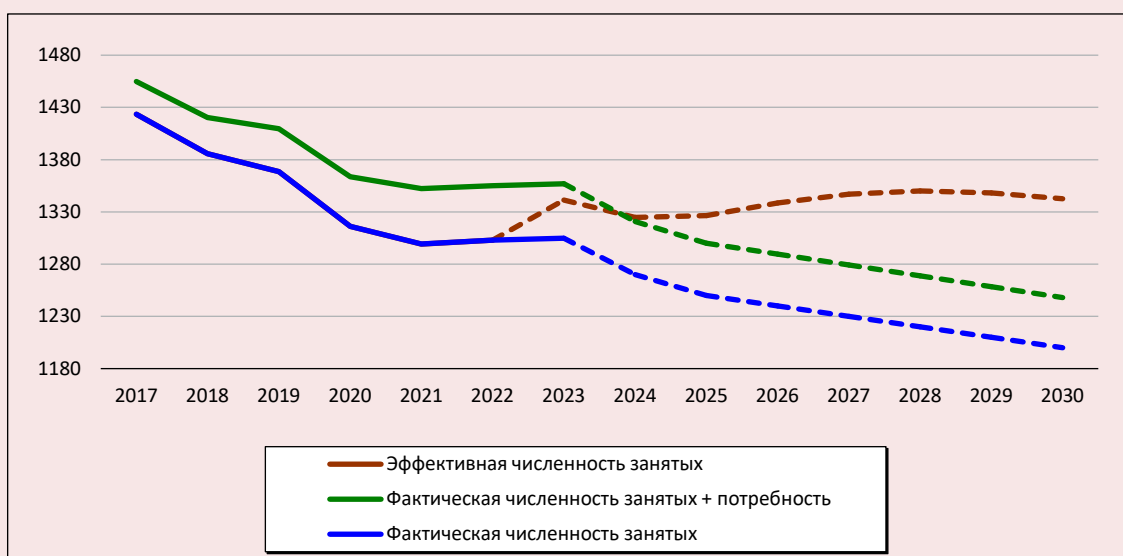
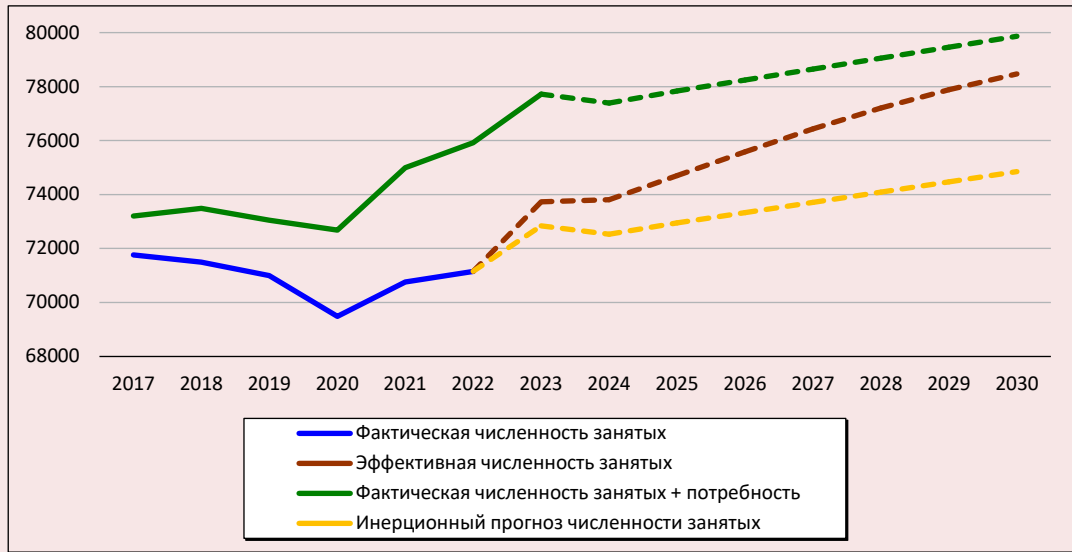


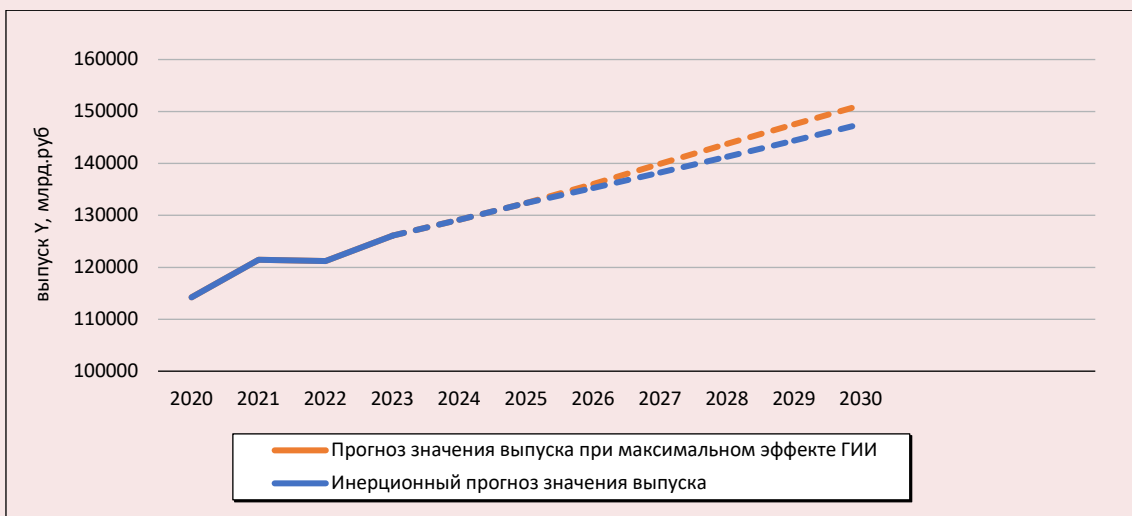
Рис. 8. Динамика агрегированных данных о численности занятых по отраслям (А-S), тыс. человек



На рисунке 9 отражено суммарное влияние генеративного ИИ на рынок труда. Видно, что с учетом влияния генеративного ИИ, согласно оценке степени проникновения технологии в отрасли и оценок эффективности технологии, можем ожидать, что существующая нехватка кадров может быть нивелирована примерно на 80%, при этом можем ожидать рост выпуска

(суммы ВДС по отраслям А-S) на 2,5% к 2030 году. Данный сценарий подразумевает, что численность занятых будет соответствовать инерционному прогнозу, а рост выпуска обеспечивается увеличением эффективной численности занятых. Существует сценарий, когда повышение эффективности труда не только закроет потребность отдельной отрасли, но и приведет к

Рис. 9. Сценарии увеличения объема выпуска (суммы ВДС по отраслям А-S) с учетом генеративного ИИ, млрд руб.



высвобождению части занятых, к их перетоку в другие отрасли, где ожидается сохранение потребности в кадрах. Графики инерционного прогноза и прогноза значений величины выпуска с учетом влияния генеративного ИИ образуют суперпозицию сценариев, то есть некую область возможных значений.

Заключение

В заключение отметим, что влияние генеративного ИИ на рынок труда является актуальной темой. Проведенные расчеты основаны на данных Росстата, прогнозах Минэкономразвития РФ и Министерства труда РФ, оценках McKinsey, BCG и других аналитических агентств. Они подтверждают, что внедрение генеративного ИИ является мощным драйвером не только для повышения производительности, но и для серьезного структурного изменения рынка труда. Модифицированная функция Кобба – Дугласа, использованная в исследовании, продемонстрировала, что в ряде отраслей влияние технологии может существенно изменить баланс рабочих мест, особенно в отраслях, где по полученным оценкам выше уровень проникновения технологии и рост эффективности труда (торговля оптовая и розничная; ремонт автотранспортных средств и мотоциклов; деятельность в области информации и связи; деятельность финансовая и страховая; деятельность профессиональная, научная и техническая; образование; деятельность в области культуры, спорта, организации досуга и развлечений). В сумме эти отрасли формируют более 25% ВВП.

Одним из ключевых выводов исследования является необходимость управления эффектами от внедрения технологий, которая может закрыть 80% текущей нехватки рабочих мест. Адаптивная способность рынков будет зависеть от того, насколько быстро государство и компании смогут интегрировать новые технологии в экономику. Прогнозы показывают, что при массовом применении генеративного ИИ технология позволит не только нивелировать нехватку кадров, но и обеспечить общий рост ВВП на 2,5%. Графики инерционного прогноза и прогноза значений величины выпуска с учетом влияния генеративного ИИ образуют

суперпозицию сценариев, то есть некую область возможных значений. Такие результаты подтверждают необходимость комплексного подхода, который должен включать программы переподготовки кадров и активное внедрение новых технологий во всех секторах экономики.

Таким образом, в нашем исследовании генеративный ИИ рассматривается не как инструмент замены труда человека, а как инструмент повышения эффективности (производительности) труда. Генеративный ИИ на существующем уровне развития технологии позволяет сэкономить до 15–25% времени сотрудников на выполнение рутинных задач, связанных с обработкой и анализом текстовой информации. Доля сотрудников, выполняющих такую работу, в различных отраслях экономики достигает 10, 30 и 50% в зависимости от специфики отрасли, что является потенциалом для применения генеративного ИИ в экономике.

Предложенный подход является первичной оценкой влияния технологии генеративного ИИ на рынок труда, которая, естественно, не может учесть все возможные структурные изменения экономики. Возможные изменения баланса настолько существенные, что изменяют точки экономического равновесия и множество обратных связей, которые необходимо будет учитывать в дальнейшем, однако предложенный метод оценки влияния технологии может лежать в их основе, он устойчив по отношению к изменению экспертных оценок исходных параметров модели и даёт начальную оценку трансформации занятости в отраслях экономики, от которой можно отталкиваться в дальнейших исследованиях.

Перспективным видится анализ изменений рынка труда под влиянием генеративного ИИ в разрезе профессий. Возникает задача моделирования процессов изменения баланса трудовых ресурсов с точки зрения не только занятости по отраслям, но и по профессиям, т. к., по всей видимости, можно предположить, что будут переходы людей не только из отрасли в отрасль, но и внутри отраслей, а переходы из отрасли в отрасль могут сопровождаться сменой профессии.

Литература

- Аверьянов А.О., Степутьев И.С., Гуртов В.А. (2023). Прогноз кадровой потребности для сферы искусственного интеллекта в России // Проблемы прогнозирования. № 1. С. 129–143.
- Алехин Б.И. (2024). Кривая Бевериджа о рынке труда в России // Социально-трудовые исследования. № 1 (54). С. 47–59.
- Вавилова Д.Д., Раян З. (2024). Анализ, моделирование и прогнозирование динамики валового регионального продукта на основе производственной функции // Экономика. Информатика. Т. 51. № 1. С. 5–17.
- Гачаев А.М., Мурадова П.Р., Хакимова М.Р. (2023). Анализ проблем искусственного интеллекта в среде облачных вычислений // Индустриальная экономика. № 2. С. 124–127.
- Гимпельсон В.Е., Капелюшников Р.И. (2022). Рутинность и риски автоматизации на российском рынке труда // Вопросы экономики. № 8. С. 68–94. DOI: <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2022-8-68-94>
- Капелюшников Р.И. (2023). Российский рынок труда: статистический портрет на фоне кризисов // Вопросы экономики. № 8. № 5–37. DOI: <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2023-8-5-37>
- Капелюшников Р.И. (2024). Экспансия вакансий на российском рынке труда: динамика, структура, триггеры // Вопросы экономики. № 7. С. 81–111. DOI: <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2024-7-81-111>
- Отоцкий П.Л., Горлачева Е.А., Поспелова Е.Н. (2024). Влияние генеративного искусственного интеллекта на отраслевую производительность в контексте российской экономики // Вестник Государственного университета просвещения. Серия: Экономика. № 4. С. 80–93. DOI: [10.18384/2949-5024-2024-4-80-93](https://doi.org/10.18384/2949-5024-2024-4-80-93)
- Сулумов С.Х. (2022). Проблемы рынка труда в условиях цифровизации экономики // Экономика и бизнес: теория и практика. № 7. С. 206–209.
- Acemoglu D., Restrepo P. (2018). Artificial intelligence, automation, and work. In: *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. University of Chicago Press.
- Al Naqbi H., Bahroun Z., Ahmed V. (2024). Enhancing work productivity through generative artificial intelligence: A comprehensive literature review. *Sustainability*, 16(3), 1166.
- Autor D. (2022). The labor market impacts of technological change: From unbridled enthusiasm to qualified optimism to vast uncertainty. *National Bureau of Economic Research*, w30074.
- Bonthuis B., Jarvis V., Vanhala J. (2016). Shifts in euro area Beveridge curves and their determinants. *IZA Journal of Labor Policy*, 5, 1–17.
- Broecke S. (2023). Artificial intelligence and labour market matching. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, 284. OECD Publishing, Paris. DOI: <https://doi.org/10.1787/2b440821-en>
- Brynjolfsson E., Li D. (2024). *The Economics of Generative AI*. Available at: <https://www.nber.org/reporter/2024number1/economics-generative-ai>
- Brynjolfsson E., Li D., Raymond L.R. (2023). Generative AI at work. *National Bureau of Economic Research*, w31161.
- Cahn D. (2024). AI's \$600B question. *SEQUOIA*. Available at: <https://www.sequoiacap.com/article/ais-600b-question/>
- Destefanis S. et al. (2020). The Beveridge curve in the OECD before and after the great recession. *Eurasian Economic Review*, 10(3), 411–436.
- Eiras F. et al. (2024). *Near to Mid-term Risks and Opportunities of Open Source Generative AI*. Available at: <https://arxiv.org/pdf/2404.17047>
- Ellingrud K. et al. (2023). *Generative AI and the Future of Work in America*. McKinsey Global Institute.
- Eloundou T., Manning S., Mishkin P., Rock D. (2023). *GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models*. arXiv.
- Gambacorta L., Qiu H., Shan S., Rees D.M. (2024). *Generative AI and Labour Productivity: A Field Experiment on Coding (No. 1208)*. Bank for International Settlements.
- Gupta R. et al. (2024). Adoption and impacts of generative artificial intelligence: Theoretical underpinnings and research agenda. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(1), 100232.
- Haapanala H., Marx I., Parolin Z. (2023). Robots and unions: The moderating effect of organized labour on technological unemployment. *Economic and Industrial Democracy*, 44(3), 827–852.
- Jones C.I. (2016). The facts of economic growth. *Handbook of Macroeconomics*, 2, 3–69.

- Kalish I., Wolf M. (2023). *Generative AI and the Labor Market: A Case for Techno-Optimism*. Deloitte Global Economics Research Center. Available at: <https://www2.deloitte.com/xe/en/insights/economy/generative-ai-impact-on-jobs.html> (accessed: August 1, 2024).
- Kolade O., Owoseni A. (2022). Employment 5.0: The work of the future and the future of work. *Technology in Society*, 71, 102086.
- Panetta K. (2017). Top trends in the hype cycle for emerging technologies. *Smarter with Gartner*. Available at: <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/top-trends-in-the-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies-2017>
- Szabó-Szentgróti G., Végvári B., Varga J. (2021). Impact of Industry 4.0 and digitization on labor market for 2030-verification of Keynes' prediction. *Sustainability*, 13(14), 7703.
- Wach K. et al. (2023). The dark side of generative artificial intelligence: A critical analysis of controversies and risks of ChatGPT. *Entrepreneurial Business and Economics Review*, 11(2), 7–30.
- Webb M. (2019). *The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market*.
- Widder D.G., Hicks M. (2024). *Watching the Generative AI Hype Bubble Deflate*. Available at: arXiv preprint arXiv:2408.08778

Сведения об авторах

Ринат Васильевич Файзуллин – кандидат экономических наук, доцент, ведущий научный сотрудник, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации (Российская Федерация, 119571, г. Москва, пр. Вернадского, д. 82; e-mail: fayzullin-rv@ranepa.ru)

Петр Леонидович Отоцкий – кандидат физико-математических наук, руководитель отдела, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации (Российская Федерация, 119571, г. Москва, пр. Вернадского, д. 82; e-mail: ototskiy-pl@ranepa.ru)

Евгения Николаевна Горлачева – доктор экономических наук, доцент, ведущий научный сотрудник, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации (Российская Федерация, 119571, г. Москва, пр. Вернадского, д. 82; e-mail: gorlacheva-en@ranepa.ru)

Екатерина Андреевна Пospelова – кандидат политических наук, доцент, старший научный сотрудник, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации (Российская Федерация, 119571, г. Москва, пр. Вернадского, д. 82; e-mail: pospelova-ea@ranepa.ru)

Екатерина Сергеевна Харитоновна – ведущий специалист, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации (Российская Федерация, 119571, г. Москва, пр. Вернадского, д. 82; e-mail: kharitonova-es@ranepa.ru)

Faizullin R.V., Ototsky P.L., Gorlacheva E.N., Pospelova E.A., Kharitonova E.S.

Assessing the Impact of Artificial Intelligence on Russian Labor Market Development Scenarios: Industry Analysis

Abstract. Artificial intelligence has become an essential element of technological progress, while generative artificial intelligence occupies a special place as an innovative general-purpose technology. Given the rapid development of this technology and its high potential for mass adoption in various economic sectors, it becomes important to assess the impact of this technology on the labor market. The modern Russian labor market is characterized by low unemployment, staff shortages, and intersectoral imbalances. An urgent scientific task is to model scenarios for the development of the labor market in the context of

sectors, taking into account the influence of generative artificial intelligence. The aim of the work is to assess the potential impact of the mass use of generative artificial intelligence on the labor market, due to changes in labor efficiency in some professions and industries, based on the analysis of statistical and expert data and economic and mathematical modeling of possible scenarios for the development of the labor market. Economic sectors were divided into three groups depending on the rate of change in personnel needs, based on the analysis of the Beveridge curve, which shows the dependence of the level of needs on the unemployment rate. Using existing statistical data and expert assessments, we determine the degree of influence of generative artificial intelligence on labor efficiency in various industries. We put forward an approach that helps to obtain estimates of possible scenarios for the development of sectoral labor markets for the period up to 2030, based on official forecasts of ministries (Ministry of Economic Development of the Russian Federation, Ministry of Labor of the Russian Federation) for the period up to 2026, their extrapolation, and superimposition of the impact of mass use of generative artificial intelligence (as a disturbing effect). The results obtained suggest that the severity of staff shortage issue in general can be partially reduced by using generative artificial intelligence; thus, we identified industries in which (a) it is possible to address the problem of staff shortage at the current level of needs, and (b) staff shortage will persist. Modeling the migration of professions and personnel between industries seems promising, because the expected effect of mass technology adoption will not only change the balance of labor resources, but also lead to the need to re-profile some of the personnel.

Key words: general-purpose technology, generative artificial intelligence, large language models, labor market, personnel shortage, scenario modeling.

Information about the Authors

Rinat V. Faizullin – Candidate of Sciences (Economics), Associate Professor, Leading Researcher, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (82, Vernadsky Avenue, Moscow, 119571, Russian Federation; e-mail: fayzullin-rv@ranepa.ru)

Peter L. Ototsky – Candidate of Sciences (Physics and Mathematics), head of department, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (82, Vernadsky Avenue, Moscow, 119571, Russian Federation; e-mail: ototskiy-pl@ranepa.ru)

Evgeniya N. Gorlacheva – Doctor of Sciences (Economics), Associate Professor, Leading Researcher, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (82, Vernadsky Avenue, Moscow, 119571, Russian Federation; e-mail: gorlacheva-en@ranepa.ru)

Ekaterina A. Pospelova – Candidate of Sciences (Politics), Associate Professor, Senior Researcher, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (82, Vernadsky Avenue, Moscow, 119571, Russian Federation; e-mail: pospelova-ea@ranepa.ru)

Ekaterina S. Kharitonova – Leading Specialist, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (82, Vernadsky Avenue, Moscow, 119571, Russian Federation; e-mail: kharitonova-es@ranepa.ru)

Статья поступила 30.09.2024.