

СОЦИОЛОГИЯ ТРУДА

DOI: 10.25990/socinstras.pss-18-3.78va-w153

EDN: YZIDMM

УДК 316.334.22



АНДРЕЙ ОЛЕГОВИЧ СОТНИЧЕНКО

*Московский государственный технический университет
имени Н. Э. Баумана*

(национальный исследовательский университет)

Москва, Россия

ИИ И ТРАНСФОРМАЦИЯ СТАТУСА ПРОФЕССИЙ: КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ ВАКАНСИЙ С ФОКУСОМ НА МОСКВУ

Аннотация: В статье анализируется связь между упоминанием искусственного интеллекта в вакансиях и профессиональным статусом в массиве вакансий с фокусом на московский сегмент. Под статусом понимается не только уровень оплаты, но и сочетание зарплаты, автономии графика занятости, типа роли, глубины включения ИИ и функциональных зон труда. Эмпирическая база включает 2074 вакансии, распределенных по семи кластерам. Москва является крупнейшим сегментом массива и представлена 839 вакансиями. Для анализа используются кластеризация, переменная *ai_depth*, пять ИИ-осей, показатели медианной зарплаты и межквартильного размаха, типа роли и графика занятости. Результаты обработки массива показывают, что ИИ не имеет единого статусного эффекта: в одних сегментах он выступает как готовый инструмент, встроенный в маркетинговые, дизайнерские, SMM (Social Media Marketing) и контентные задачи; в других становится объектом настройки, обучения или разработки и чаще связан с IT- и data-профессиями. Выявленные различия интерпретируются как характеристики публичного спроса работодателей, а не как прямое измерение фактической автоматизации труда.

Ключевые слова: искусственный интеллект, рынок труда, профессиональный статус, вакансии, Москва, кластерный анализ, автономия труда

Ссылка для цитирования: Сотниченко А. О. ИИ и трансформация статуса профессий: кластерный анализ вакансий с фокусом на Москву // Петербургская социология сегодня. — 2026. — Т. 18. — № 3. — С. 9–45. — DOI: 10.25990/socinstras.pss-18-3.78va-w153; EDN: YZIDMM

Введение

Распространение искусственного интеллекта меняет рынок труда не только на уровне требуемых навыков. В вакансиях ИИ становится способом описания профессиональных ожиданий: от работника требуют умения пользоваться генеративными инструментами, автоматизировать рутинные операции, работать с данными, настраивать модели или участвовать в разработке ИИ-решений. Вопрос о влиянии ИИ на занятость нельзя свести к простой дихотомии «замещает или дополняет». Для социологии труда важнее понять, как ИИ меняет профессиональный статус: уровень оплаты, автономию работника, тип роли, характер задач и место профессии в разделении труда.

Социальная проблема состоит в том, что технологическая модернизация рынка труда распределяется неравномерно. Одни работники получают доступ к более сложным задачам, новым инструментам и более высокой оплате, другие сталкиваются со стандартизацией работы, ростом требований и превращением профессионального опыта в набор процедур. Особенно заметно это в рынках труда крупных городов, где вакансии быстрее реагируют на новые технологические ожидания. Москва важна для такого анализа не как технически доступный объект наблюдения, а как крупнейший городской рынок труда России и точка концентрации сегментов, в которых ИИ-компетенции проявляются раньше и заметнее: IT, аналитики данных, финансовых сервисов, маркетинга, дизайна, цифровых платформ, продуктовых команд и креативных индустрий. Поэтому вакансии московского сегмента позволяют наблюдать не среднее состояние российского рынка труда, а передний слой спроса работодателей на новые сочетания профессиональных задач, цифровых навыков и ИИ-инструментов.

Научная проблема заключается не просто в том, что ИИ влияет на рынок труда, а в том, что пока не вполне понятно, как это влияние связано со статусной дифференциацией профессий. Существующие исследования AI exposure чаще измеряют потенциальную подверженность профессий или задач воздействию ИИ, но реже показывают, как разные формы ИИ-включения соотносятся с наблюдаемыми признаками статуса работника: зарплатой, автономией графика, типом роли, сложностью задач и положением работника относительно технологии. Работы зарубежных исследователей показывают, что ИИ влияет на задачи, навыки, производительность, автономию и спрос на компетенции работника. Однако остается открытым вопрос о том, какие режимы ИИ уже видны в текстах вакансий и где проходит граница между использованием

готового инструмента и профессиональным контролем над настройкой, проверкой, интеграцией или разработкой ИИ-решений.

Цель статьи — выявить, как вакансии с ИИ-признаками в массиве с фокусом на московский сегмент группируются по статусным и функциональным характеристикам. Объект исследования — вакансии с признаками связи с ИИ или с цифровой трансформацией труда, среди которых Москва является крупнейшим территориальным сегментом. Предмет исследования — связь между глубиной включения ИИ, функциональными зонами труда и статусными характеристиками вакансий. Основной исследовательский вопрос формулируется так: какие режимы включения ИИ в профессиональные роли можно выделить по данным вакансий и как эти режимы соотносятся с зарплатой, автономией графика, типом роли и профессиональным составом?

Представленное исследование опирается на задачно-ориентированный подход к профессиям и теорию трудового процесса. Первый позволяет рассматривать профессию как набор задач, часть которых может быть автоматизирована, усложнена или стандартизирована. Теория трудового процесса Бравермана [1] помогает увидеть, что технология не нейтральна: она может расширять автономию, но может и переводить профессиональное знание в процедуры, доступные для контроля и стандартизации. Центральный тезис статьи состоит в следующем: ИИ может повышать статус профессии там, где работник включен в замысел, постановку задачи, интерпретацию результата и настройку технологии; но ИИ может снижать статус там, где работа сводится к выполнению шаблонов, следованию подсказкам и использованию готовых процедур.

Сложность исследования связана с тем, что ИИ одновременно является технологией, навыком и символом профессиональной компетентности. Вакансия может требовать «умения работать с ИИ», но за этой формулировкой могут стоять разные запросы: от пользовательского применения готового сервиса до проверки, настройки, интеграции или разработки ИИ-решений.

В структуре статьи это различие фиксируется как исходная развилка; подробно оно раскрывается в теоретической рамке и далее используется для интерпретации выделенных кластеров.

Для работника статусная значимость ИИ определяется не самим фактом использования инструмента, а тем, сохраняет ли он контроль над профессиональным решением. Если ИИ используется как справочник, усилитель поиска или помощник при подготовке черновика, работник может сохранить автономию. Если же система задает шаблон действия

и критерии оценки, работник становится исполнителем алгоритмически организованного процесса. Поэтому ИИ меняет не только содержание навыков, но и границы профессиональной самостоятельности.

Для работодателя ИИ становится способом перестройки вакансии. В одних случаях это позволяет снизить требования к опыту, потому что часть знания переносится в систему, в других — наоборот, повышает требования, потому что работник должен понимать ограничения модели, управлять рисками, интерпретировать результаты и отвечать за качество решения. В этом смысле ИИ одновременно демократизирует доступ к некоторым операциям и создает новые профессиональные барьеры.

Эта двойственность делает исследование вакансий особенно важным. Вакансии показывают не только спрос на работников, но и язык, через который работодатели описывают новые формы квалификации. Если ИИ упоминается как обязательный инструмент для массовой роли, это один тип рыночного сигнала. Если ИИ связан с разработкой, настройкой или аналитической интерпретацией, это другой сигнал. Поэтому в статье анализируется не абстрактное «влияние ИИ», а конкретные способы, которыми ИИ входит в описание профессий.

Обзор исследований

Современная литература об ИИ и характере труда развивается вокруг нескольких направлений. Первое направление связано с измерением AI exposure, то есть потенциальной подверженности профессий и задач воздействию ИИ. В рамках этой логики профессия рассматривается не как неделимая единица, а как совокупность задач, часть которых может быть автоматизирована или усилена технологией. Такой подход важен для данной статьи, потому что он позволяет перейти от вопроса «исчезнет ли профессия» к вопросу о том, какие элементы профессии меняются и как это связано с ее статусом [2].

В работе Green показано, что ИИ меняет спрос на навыки неравномерно: растет значимость цифровых, аналитических и социально-когнитивных компетенций, при этом часть рутинных навыков может терять самостоятельную ценность [3]. Для нашего анализа это означает, что вакансии с ИИ-признаками нужно рассматривать не только как индикатор технологичности, но и как сигнал изменения структуры навыков. Если ИИ включается в нерутинные аналитические задачи, его статусный смысл может отличаться от ситуации, где он используется для ускорения стандартных операций.

Индекс ILO по воздействию генеративного ИИ на занятость развивает ту же задачно-ориентированную логику. Авторы уточняют глобальный индекс профессиональной экспозиции и показывают, что большинство профессий состоит из задач, требующих человеческого участия, поэтому наиболее вероятным результатом является не полное исчезновение рабочих мест, а трансформация содержания труда [4]. Для настоящей статьи это утверждение принципиально: мы не оцениваем вероятность замещения профессий, а строим карту разных режимов включения ИИ в вакансии.

Второе направление исследований нацелено на отношение ИИ к человеческим навыкам. Mäkelä и Stephany показывают, что ИИ может не только замещать отдельные операции, но и увеличивать спрос на комплементарные человеческие навыки: аналитическое мышление, устойчивость, командную работу, этические компетенции и способность эффективно использовать технологию [5]. Их вывод важен для интерпретации высокостатусных кластеров: если ИИ требует не только пользовательского владения инструментом, но и способности оценивать, настраивать и встраивать его в рабочий процесс, он может ассоциироваться с более высокой профессиональной позицией.

Третье направление фокусируется на автономии труда. Giering и Kirchner на данных Германии показывают, что связь ИИ с автономией не является однозначной: в одних организационных условиях цифровые технологии расширяют самостоятельность работника, в других — усиливают контроль и стандартизацию [6]. Для нашего исследования это особенно важно, поскольку автономия измеряется не напрямую через опрос работников, а через признаки вакансии, прежде всего удаленный или гибкий график. Поэтому свобода графика рассматривается как один из индикаторов статуса, но не как исчерпывающее измерение реальной автономии.

Четвертое направление связано с производительностью и обучением на рабочем месте. Brynjolfsson, Li и Raymond исследуют внедрение генеративного ИИ в службах поддержки и показывают, что AI-assistant повышает производительность, особенно у менее опытных работников, но эффект неоднороден по квалификационным группам [7]. Этот результат помогает понять двойственность ИИ: он может поднимать эффективность слабее подготовленных работников, но одновременно стандартизировать выполнение задач и уменьшать уникальность экспертного опыта.

Пятое направление возвращает дискуссию к теории трудового процесса и проблеме дескиллинга. Ferdman рассматривает AI deskilling как

структурную проблему: риск состоит не только в том, что человек перестает выполнять отдельные операции, но и в том, что среда становится менее благоприятной для развития профессиональных способностей [8]. Эта логика близка к классической критике Бравермана: технология может отделять замысел от исполнения, переносить знание в систему и делать работника оператором процедуры [1].

Обобщение названных исследовательских направлений показывает, что ИИ влияет на труд через задачи, навыки, автономию, производительность и организационный контроль. Вклад настоящей статьи состоит в переносе этих дискуссий на эмпирическую карту московских вакансий и связывает ИИ-признаки с профессиональным статусом. Фиксируется не только наличие упоминания ИИ в вакансиях, но выявляется глубина включения ИИ, функциональные зоны труда, тип роли, зарплата и свобода графика. Это позволяет увидеть не единый эффект технологии, а несколько режимов ее включения в профессиональные иерархии.

Для настоящего исследования особенно важно различать три уровня анализа, которые в опубликованных работах часто смешиваются. Первый уровень — это технологическая возможность автоматизации. Он отвечает на вопрос, какие задачи потенциально могут быть выполнены ИИ. Второй уровень — организационное внедрение. Он показывает, как компании реально встраивают технологию в рабочие процессы, распределяют ответственность и меняют контроль над выполнением задач. Третий уровень — рыночная репрезентация труда, то есть то, как работодатели описывают новые требования в вакансиях. Наше исследование концентрируется на третьем уровне, не заменяя исследований реальных практик труда, дополняет их анализом публичного спроса на навыки и роли.

Исследования AI exposure полезны тем, что дают язык для измерения потенциального воздействия ИИ, но они не всегда показывают статусные последствия этого воздействия. Высокая экспозиция может означать риск автоматизации, но может также означать рост спроса на специалистов, способных управлять технологией. В этом смысле один и тот же признак «связи с ИИ» может иметь противоположные статусные значения. Если работник проектирует, обучает или оценивает ИИ-систему, связь с ИИ может ассоциироваться с высокой квалификацией. Если же работник выполняет стандартизированную операцию с готовым инструментом, связь с ИИ может означать нормализацию нового базового требования.

Именно поэтому для анализа вакансий недостаточно бинарного признака: наличия или отсутствия ИИ. Требуется различать глубину включения технологии. В данной статье это сделано через переменную *ai_depth*, которая отделяет готовые решения, обучение / настройку и разработку ИИ. Такая операционализация согласуется с современными исследованиями навыков: наиболее значимым становится не сам факт знакомства с ИИ, а способность использовать его в связке с аналитическим мышлением, профессиональной ответственностью, этической оценкой и пониманием контекста [5].

Другой важный вывод из обзора литературы связан с автономией. Автономия не равна отсутствию контроля и не сводится к удаленной работе. Работник может иметь гибкий график, но выполнять стандартизированные задачи под управлением цифровой системы. Напротив, работник может работать в офисном режиме, но сохранять высокий контроль над постановкой задачи и профессиональным решением. Поэтому удаленный и гибкий график используются в данном исследовании как доступный рыночный индикатор автономии, но интерпретируются осторожно. Они показывают условия занятости, а не весь объем фактической самостоятельности работника.

Публикации о генеративном ИИ также показывают, что технология меняет распределение выгод между группами работников. В экспериментальных и квазиэкспериментальных исследованиях эффект ИИ часто оказывается сильнее для менее опытных работников, потому что система помогает им быстрее приблизиться к стандартам выполнения задачи [7]. Но с точки зрения статуса возникает двойственный результат. С одной стороны, ИИ может снижать барьеры входа и повышать производительность. С другой стороны, он может уменьшать ценность накопленного опыта, если экспертное решение заменяется типовой подсказкой системы.

Для социологии профессий это означает, что ИИ следует анализировать не только как инструмент эффективности, но и как механизм перераспределения профессионального знания. Если знание остается у работника, ИИ становится средством расширения возможностей. Если знание переносится в систему, работник может терять контроль над критериями качества, последовательностью действий и интерпретацией результата. Поэтому в данном исследовании используется категория «профессионального статуса», позволяющая связать технологию с оплатой, автономией, типом роли и задачей структурой труда.

Обзор опубликованных исследований подводит к эмпирической задаче: проверить, какие режимы включения ИИ можно проследить в массиве вакансий с фокусом на московский сегмент. Зарубежная литература дает теоретические и методологические основания, но не отвечает на вопрос о локальной структуре спроса на ИИ-навыки. Настоящее исследование заполняет этот разрыв, показывая, что вакансии московского сегмента с ИИ-признаками распределяются по разным кластерам, в которых ИИ имеет разные статусные значения.

Российские исследования позволяют уточнить эту постановку применительно к национальному и городскому контексту. Зарова, Абдурахманова и Турсунов анализируют связь Глобального индекса искусственного интеллекта и занятости по 62 странам и показывают, что связь между уровнем развития ИИ и занятостью неоднородна и не сводится к простой линейной зависимости [9]. Для настоящей статьи важна сама логика такого подхода — то, что ИИ следует рассматривать через разные компоненты и режимы включения, а не как бинарный признак.

Работа Заровой и Залманова важна для обоснования городского уровня анализа. На материалах 181 города авторы показывают неоднородность городской занятости и значимость пространственного фактора [10]. Поэтому Москва в данной статье понимается как центральный, но не единственный сегмент массива: она является крупнейшим рынком концентрации цифровых, аналитических, управленческих и креативных вакансий, однако результаты по 2074 вакансиям нельзя отождествлять с Москвой.

Доклад «Индекс готовности приоритетных отраслей экономики Российской Федерации к внедрению искусственного интеллекта» [11] и сборник НИУ ВШЭ «Индикаторы цифровой экономики: 2026» [12] используются в статье как контекст, а не как прямое доказательство кластерных результатов. Эти источники показывают, что внедрение ИИ в России неоднородно по отраслям и организациям, а кадровый дефицит специалистов с ИИ-компетенциями остается одним из условий, влияющих на спрос работодателей.

Главный вывод из российского контекста для настоящего исследования состоит в следующем: упоминание ИИ в вакансии не равно фактической зрелости компании в области ИИ. Вакансия показывает публичный язык спроса работодателя и ожидания к кандидату, но не раскрывает, насколько глубоко технология внедрена в организации, есть ли промышленная эксплуатация ИИ-решений, какие данные и инфраструктура доступны и как реально распределен контроль между работником и системой.

Теоретическая рамка

Теоретическая рамка статьи соединяет две линии: теорию трудового процесса Гарри Бравермана [1] и задачно-ориентированный подход Autor, Levy и Murnane [2]. Обе линии важны, потому что ИИ одновременно является технологией организации труда и технологией перераспределения задач.

В логике Бравермана ключевой вопрос состоит в том, кто контролирует замысел, знание и способ выполнения работы. Капиталистическая организация труда стремится отделить планирование от исполнения, формализовать профессиональное знание и сделать рабочий процесс управляемым извне [1]. В современной цифровой среде ИИ может выполнять сходную функцию: подсказки, шаблоны, автоматизированные рекомендации и генеративные инструменты превращают часть профессионального решения в процедуру, заданную системой.

Однако из этой теории не следует, что всякое внедрение ИИ автоматически снижает статус профессии. Ключевое различие состоит в положении работника относительно технологии. В режиме готового инструмента ИИ выступает как внешняя процедура: работник вводит запрос, получает вариант решения, редактирует результат или выполняет стандартизированную операцию. В режиме настройки и разработки ИИ становится объектом профессионального контроля: работник формулирует задачу, выбирает данные, проверяет ограничения модели, интегрирует систему в рабочий процесс и отвечает за качество решения. В первом случае ИИ может нормализовать новый пользовательский минимум квалификации; во втором — становиться источником профессионального капитала, потому что контроль над технологией остается у работника.

Задачно-ориентированный подход позволяет уточнить этот тезис. Профессия состоит из набора рутинных и нерутинных, когнитивных, аналитических, межличностных, операционных и креативных задач. Технология воздействует не на профессию целиком, а на отдельные задачи внутри нее [2]. Поэтому статусное различие возникает не только между профессиями, но и внутри профессий. Дизайнер, который использует Midjourney¹ как источник быстрых вариантов визуала, и дизайнер или арт-директор, который отвечает за концепцию, отбор, оценку и интеграцию результата в коммуникационную стратегию, занимают

¹ Midjourney — генеративная система искусственного интеллекта для создания изображений на основе текстовых описаний (text-to-image), позволяющая пользователям получать визуальные варианты по заданным промптам.

разные статусные позиции. Аналитик, который автоматически собирает отчет, и аналитик, который формулирует исследовательскую задачу, проверяет модельный вывод и принимает решение, также находятся в разных позициях. То же различие видно между программистом, использующим AI-подсказки в коде, и ML/AI-специалистом, который настраивает, обучает, проверяет или интегрирует модель.

В этой статье профессиональный статус операционализируется через пять измерений. Первое измерение — зарплата, прежде всего медианная зарплата и межквартильный размах. Второе — автономия, представленная через признаки удаленного или гибкого графика. Третье — тип роли: исполнительская / специалистская или управленческая. Четвертое — глубина включения ИИ, выраженная переменной *ai_depth*. Пятое — функциональные зоны труда, описанные через пять ИИ-осей: рутинно-когнитивные, нерутинно-аналитические, рутинно-операционные, нерутинно-межличностные и креативные задачи.

Такое понимание статуса позволяет избежать сведения характеристик к зарплате. Высокая оплата может сочетаться с низкой автономией, а гибкий график — с невысокой медианной зарплатой. Управленческая роль может объяснять часть различий независимо от ИИ-признаков. Глубина ИИ также имеет разный смысл: готовый инструмент, настройка модели, интеграция в процесс, проверка результата и разработка ИИ относятся к разным позициям в разделении труда. Поэтому центральная рамка статьи формулируется следующим образом: ИИ связан с более высоким статусом там, где работник сохраняет контроль над постановкой задачи, критериями качества, интерпретацией результата и самой технологией; ИИ связан со стандартизацией статуса там, где профессиональная работа переводится в воспроизводимые процедуры и использование готового инструмента.

Связь между ИИ и статусом профессии можно представить как континуум. На одном полюсе находятся роли, где работник использует ИИ как вспомогательный инструмент, но сохраняет контроль над профессиональным суждением. На другом полюсе находятся роли, где ИИ задает последовательность действий, предлагает шаблонные решения и делает труд более зависимым от внешней процедуры. Между этими полюсами располагаются смешанные формы: работник может одновременно пользоваться готовыми инструментами и выполнять задачи настройки, контроля качества или адаптации результата под контекст.

Такой подход позволяет избежать технологического детерминизма. ИИ сам по себе не является ни инструментом освобождения труда, ни механизмом деградации навыков. Его эффект зависит от

организационного контекста, профессиональной роли и распределения контроля. Вакансия не показывает весь организационный контекст, но она позволяет увидеть, какой тип работника ищет работодатель: пользователя инструмента, специалиста по настройке, разработчика, аналитика, менеджера или исполнителя стандартных операций.

В настоящей статье различаются два типа профессионального контроля. Первый — контроль над задачей: способность формулировать проблему, выбирать способ решения, оценивать результат и нести ответственность за интерпретацию. Второй — контроль над технологией: способность понимать ограничения инструмента, настраивать его, интегрировать в рабочий процесс и корректировать ошибки. Чем сильнее эти формы контроля представлены в вакансии, тем выше вероятность, что ИИ будет связан с укреплением статуса. Чем слабее контроль и чем больше работа описана как следование готовому инструменту, тем выше риск стандартизации.

Эта рамка особенно важна для анализа креативных, аналитических и технических профессий. На уровне названия профессии дизайнер, маркетолог, аналитик или программист могут выглядеть как устойчивые категории. Но внутри них меняется «задачная» структура. Дизайнер может выполнять шаблонную генерацию визуалов, а может управлять визуальной концепцией и оценивать качество ИИ-результата. Аналитик может автоматизировать подготовку отчетов, а может строить интерпретационную модель и проверять выводы алгоритма. Программист может использовать автодополнение кода, а может отвечать за архитектуру ML/AI-решения, качество данных, тестирование модели и ее интеграцию в продукт. Так что статус зависит не от названия профессии, а от сочетания задач, автономии, ответственности и глубины ИИ-включения.

Данные и методы исследования

Эмпирическая база исследования — финальный массив вакансий из файла `existing_clusters_analysis_results.xlsx`, лист `Data_with_Clusters`. В массив вошли 2074 вакансии и 1379 переменных; единица анализа — вакансия. Важно методологически уточнить географию выборки: статья работает не с чистой выборкой только московских вакансий, а с массивом вакансий с фокусом на московский сегмент. Москва является крупнейшей частью массива: 839 вакансий из 2074. Остальные крупные сегменты представляют Санкт-Петербург — 254 вакансии, Нижний Новгород — 76, Новосибирск — 52, Воронеж и Краснодар — по 49.

Москва рассматривается как центральный сегмент и содержательная точка концентрации цифровых профессий, но результаты кластерного анализа относятся ко всему массиву ИИ-связанных вакансий. География используется как характеристика выборки и ограничение интерпретации, а не как причинная переменная.

Выборка интерпретируется на фоне российских исследований и докладов о цифровой экономике, которые показывают неоднородность внедрения ИИ по отраслям и организациям, а также наличие кадрового дефицита специалистов с ИИ-компетенциями. Эти источники задают контекст, но не заменяют анализ вакансий: данные hh.ru фиксируют публичный спрос работодателей на роли, навыки и условия занятости.

ИИ-признаки формировались в несколько этапов. Сначала через HH API из вакансий были извлечены структурированные поля: город, работодатель, профессиональная роль, зарплата, график, занятость, описание и ключевые навыки. Затем по словарю ИИ-терминов отбирались вакансии, где упоминаются ИИ, нейросети, ChatGPT, GPT, LLM, Midjourney, Stable Diffusion, OpenAI, Claude, DeepSeek, YandexGPT и близкие формулировки. После этого тексты вакансий размечались по глубине включения ИИ и по пяти функциональным осям. Разметка сочетала словарные правила, GPT/API-классификацию и ML-подходы. Поэтому итоговые признаки следует понимать как аналитические индикаторы текста вакансии, а не как прямое наблюдение за рабочим процессом.

Ключевые переменные анализа имеют следующий смысл: `cluster` — номер эмпирической группы вакансий, полученной кластерным анализом. `salary` — зарплатное значение, извлеченное из вакансии, если оно было указано. `salary_avg` — расчетное среднее зарплатной вилки, если в вакансии была указана вилка. `ai_depth` — глубина включения ИИ в текст вакансии. `role_type` — тип роли: специалист / исполнитель или менеджер / руководитель. `schedule_code` — тип графика; `employment_code` — тип занятости; `professional_roles` — профессиональная роль из данных вакансии. `routine_cognitive`, `nonroutine_analytical`, `routine_manual`, `nonroutine_interpersonal` и `creative` — бинарные ИИ-оси, показывающие, с какими типами задач в тексте вакансии связан ИИ. Эти переменные не измеряют реальную работу человека напрямую: они показывают, как работа и ИИ представлены в тексте вакансии. Заработная плата (`salary`) указана в 1255 вакансиях, в 819 отсутствует; `salary_avg` заполнена в 1336 вакансиях. В массиве 722 уникальных `employer.id` и 723 `employer.name`; `professional_roles` заполнена во всех 2074 вакансиях — выделено 85 профессиональных ролей.

Глубина включения ИИ кодируется переменной `ai_depth`: 0 — ИИ не используется или не является содержательным требованием; 1 — готовые ИИ-инструменты; 2 — обучение, настройка или адаптация ИИ; 3 — разработка ИИ-систем. Распределение по массиву: `ai_depth = 0` — 174 вакансии, `ai_depth = 1` — 1445 вакансий, `ai_depth = 2` — 397 вакансий, `ai_depth = 3` — 58 вакансий. Эта переменная отражает глубину ИИ-содержания в тексте вакансии, а не фактическую частоту использования ИИ работником на рабочем месте.

Пять ИИ-осей не означают, что ИИ фактически выполнял эти задачи в организации. Они показывают, что в тексте вакансии ИИ связан с определенной функциональной зоной труда. Разметка строится по описанию вакансии, ключевым словам, контексту требований и вычислительной классификации текста; она имеет `multilabel`-формат, поэтому одна вакансия может иметь несколько активных осей. Рутинно-когнитивные задачи — повторяемые информационные операции: подготовка типовых текстов, поиск информации, обработка документов, заполнение шаблонов, первичная классификация, простые отчеты. Нерутинно-аналитические задачи — анализ и интерпретация: работа с данными, построение выводов, проверка гипотез, оценка результатов модели, аналитическая поддержка решений. Рутинно-операционные задачи — повторяемые рабочие операции: обработка заявок, типовые действия в сервисах, техническая поддержка процесса, автоматизация стандартных процедур. В таблицах эти градации технически отражены как `routine_manual`, нерутинно-межличностные задачи — коммуникация, координация, работа с клиентами, обучение, переговоры, взаимодействие с командой, где ИИ используется как вспомогательный инструмент; креативные задачи — генерация и доработка контента, визуалов, рекламных материалов, текстов, идей, сценариев и дизайн-концепций.

Тип роли задается переменной `role_type`: 0 — исполнитель / специалист, 1 — менеджер / руководитель. В массиве 1956 исполнителей / специалистов и 118 менеджеров / руководителей. График работы кодируется как `schedule_code`: 0 — полный день, 1 — удаленная работа, 2 — гибкий график, 3 — сменная работа, 4 — вахтовый метод. Распределение в массиве: полный день — 1151, удаленная работа — 875, гибкий график — 30, сменная работа — 18; вахтовый метод не представлен. Автономия графика работы маркируется как `freedom_schedule_pct`: доля вакансий с `schedule_code` 1 или 2. `Employment_code` фиксирует тип занятости: 0 — 1840 вакансий, 1 — 203, 2 — 31.

В кластерном анализе используется итоговая переменная `cluster` со значениями 0–6. Кластеризация выполнялась на основе набора

признаков, описывающих ИИ-содержание вакансии и ее статусные характеристики: глубину включения ИИ, функциональные ИИ-оси, тип роли, график, занятость и зарплатные показатели. Количество кластеров было выбрано как интерпретируемое аналитическое решение, позволяющее выделить содержательно различающиеся группы вакансий. Так что кластеры используются как инструмент эмпирической группировки вакансий по сходству их описания, а не как доказательство причинных связей между ИИ и профессиональным статусом. Размеры кластеров: 0 — 277 вакансий, 1 — 310, 2 — 128, 3 — 152, 4 — 397, 5 — 512, 6 — 298. Кластер интерпретируется как эмпирическая группа вакансий со сходным сочетанием ИИ-признаков, профессиональных ролей и статусных характеристик. В проекте сохранены следы нескольких вариантов кластеризации, поэтому финальная колонка cluster используется как готовый результат вычислительного анализа; причинные выводы из самой кластеризации не делаются.

Статус профессии измеряется набором признаков: медианная зарплата, Q1, Q3, IQR, число вакансий с зарплатой, доля удаленной и гибкой занятости, тип роли, ai_depth, пять ИИ-осей и профессиональный состав кластера. Для зарплат основными показателями являются медиана и IQR, потому что есть выбросы: например, в кластере 0 максимум salary равен 10 000 000 руб. Среднее значение используется только как дополнительная характеристика. Для проверки заново рассчитаны восемь таблиц: размеры кластеров, зарплат, ai_depth, role_type, schedule_code, ИИ-оси, топ профессий внутри кластеров и профессии с зарплатой / графиком. Размеры кластеров полностью совпали с Cluster_Analysis, зарплатные показатели совпали с Salary_Analysis с различиями на уровне округления.

Результаты исследования

1. Общая структура кластеров

Финальный массив включает 2074 вакансии, распределенные по 7 кластерам. Размеры кластеров представлены в табл. 1 и на рис. 1.

Самый крупный кластер — кластер 5: 512 вакансий, или 24,69% массива. Далее следуют кластер 4 — 397 вакансий (19,14%), кластер 1 — 310 вакансий (14,95%) и кластер 6 — 298 вакансий (14,37%). Кластер 0 включает 277 вакансий (13,36%). Наименьшие по размеру группы: кластер 3 — 152 вакансии (7,33%), и кластер 2 — 128 вакансий (6,17%).

Таблица 1

Размеры кластеров

Кластер	N — число вакансий	%
0	277	13,36
1	310	14,95
2	128	6,17
3	152	7,33
4	397	19,14
5	512	24,69
6	298	14,37

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

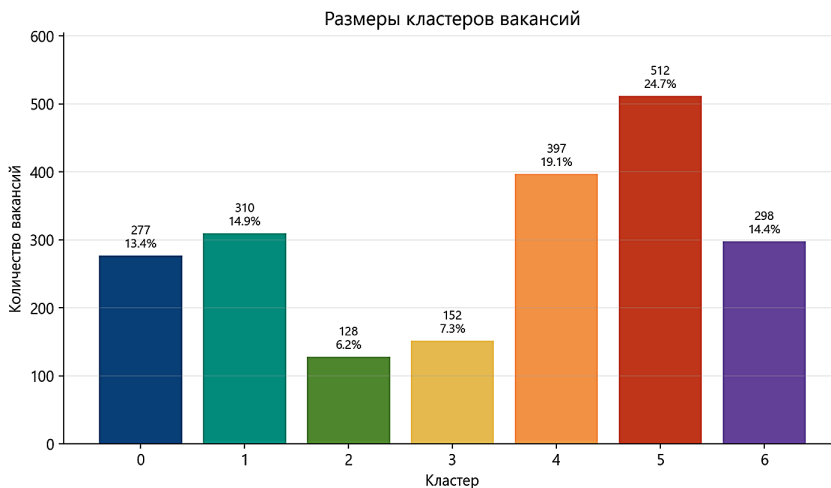


Рис. 1. Размеры кластеров вакансий

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

Такое распределение показывает, что вакансии с ИИ-признаками не образуют однородного массива. Часть режимов ИИ-влияния встречается значительно чаще других. Особенно важны кластеры 5 и 4: вместе они охватывают 909 вакансий, то есть 43,83% всего массива. При интерпретации результатов нельзя рассматривать редкие и массовые кластеры как равнозначные по эмпирическому весу.

Рисунок 1 воспроизводит визуально ту же структуру вакансий, чтобы показать, что кластеры различаются не только содержательно, но и по масштабу представленности в данных.

2. Зарплаты по кластерам

Зарплатные показатели рассчитаны по переменной salary; результаты представлены в табл. 2, на рис. 2 и рис. 3. Поскольку в данных есть выбросы, основным показателем для сравнения — медиана, а не среднее. Межквартильный размах используется как индикатор разброса типичных значений.

Самая высокая медианная зарплата в кластере 2 — 125 000 руб. При этом межквартильный размах у него также самый широкий: Q1 = 77 825 руб., Q3 = 200 000 руб., IQR = 122 175 руб. Это указывает на внутреннюю неоднородность кластера: в нем сосуществуют вакансии с разными уровнями оплаты, но типичный уровень все равно выше, чем у остальных кластеров.

На втором месте по медианной зарплате находится кластер 6: медиана 100 000 руб., Q1 = 62 500 руб., Q3 = 180 000 руб., IQR = 117 500 руб. Этот кластер также демонстрирует высокий разброс оплаты. Далее следует кластер 3 с медианой 90 000 руб. и IQR = 40 000 руб. Кластер 5 имеет медианную зарплату 80 000 руб., кластеры 1 и 4 — по 70 000 руб., а кластер 0 — 60 000 руб.

Таблица 2

Зарплаты по кластерам, руб./месяц

Кластер	N	N с ЗП	N без указания ЗП	Средняя зарплата	Медиана	Q1	Q3	IQR
0	277	204	73	223 137,84	60 000	38 750	100 000	61 250
1	310	221	89	79 074,66	70 000	40 000	85 000	45 000
2	128	68	60	154 736,76	125 000	77 825	200 000	122 175
3	152	67	85	99 171,64	90 000	70 000	110 000	40 000
4	397	264	133	67 429,23	70 000	50 000	80 000	30 000
5	512	320	192	87 116,58	80 000	50 000	100 000	50 000
6	298	111	187	133 507,17	100 000	62 500	180 000	117 500

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

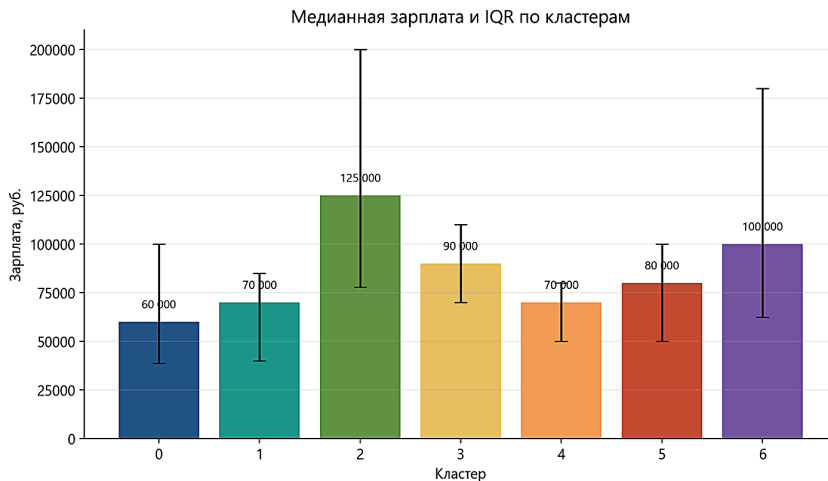


Рис. 2. Медианная зарплата и IQR по кластерам

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

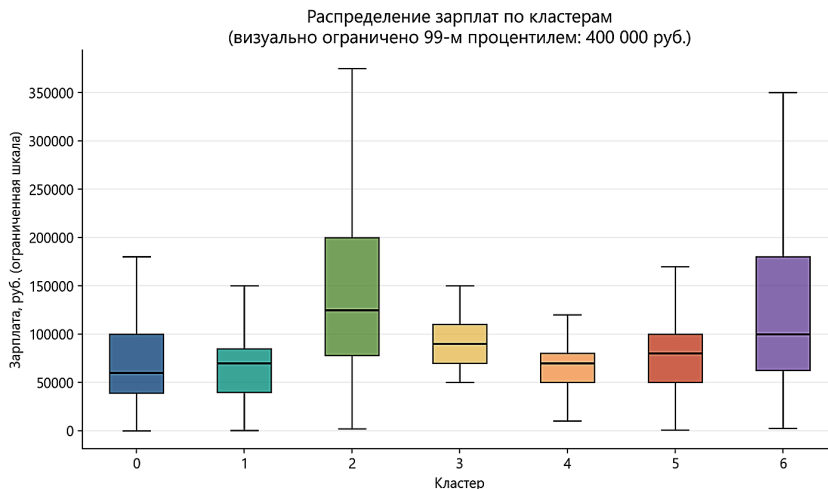


Рис. 3. Распределение зарплат по кластерам с ограничением 99-м процентилем

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

Средние значения интерпретируются осторожно. Например, в кластере 0 средняя зарплата равна 223 137,84 руб., что выше среднего уровня в остальных кластерах, при максимуме в этом кластере, как уже указывалось, равном 10 000 000 руб. Поэтому среднее здесь искажено экстремальным значением и не отражает типичную оплату. Именно поэтому для основного сравнения используется медианная зарплата. На рис. 2 показаны медианы и IQR, а на рис. 3 — распределение зарплат с визуальным ограничением 99-м перцентилем, равным 40 000 руб.

Также важно учитывать неполноту зарплатных данных. Например, в кластере 6 зарплата указана только в 111 вакансиях из 298, а в кластере 2 — в 68 из 128. Поэтому зарплатные выводы следует рассматривать как характеристику подвыборки вакансий с указанной оплатой.

3. Тип роли: менеджеры и исполнители

Распределение типов ролей рассчитано по переменной *role_type* и представлено в табл. 3 и на рис. 4. Во всех кластерах преобладают исполнители / специалисты. Это важно, потому что исследование в основном описывает не управленческий рынок труда, а вакансии специалистов и работников, в которых ИИИ включается в профессиональные функции.

Таблица 3

Тип роли по кластерам

Кластер	N	Специалисты, %	Менеджеры, %
0	277	95,67	4,33
1	310	99,03	0,97
2	128	94,53	5,47
3	152	82,24	17,76
4	397	96,47	3,53
5	512	94,92	5,08
6	298	90,27	9,73

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

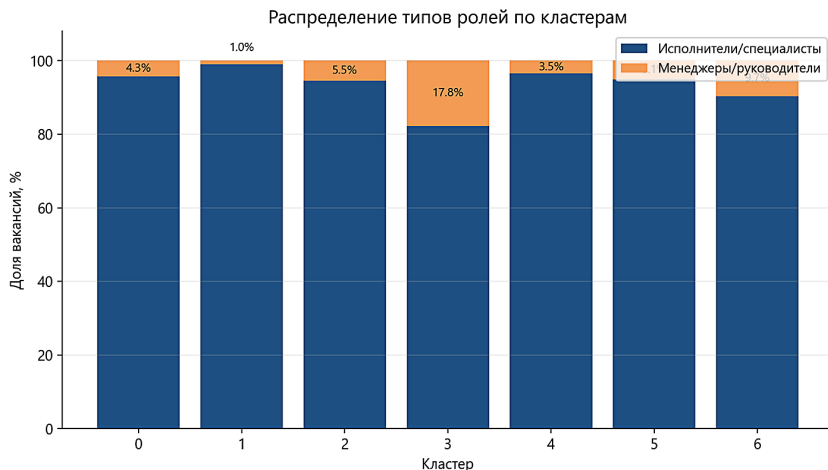


Рис. 4. Распределение типов ролей по кластерам

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

Наименьшая доля менеджеров наблюдается в кластере 1 — 0,97%. В кластере 4 менеджеры составляют 3,53%, в кластере 0 — 4,33%, в кластере 5 — 5,08%, в кластере 2 — 5,47%. Более высокая доля менеджеров фиксируется в кластере 6 — 9,73%. Максимальная доля менеджеров в кластере 3 — 17,76%.

Этот результат важен для дальнейшей интерпретации. Если кластер демонстрирует более высокую медианную зарплату, это не обязательно объясняется только ИИ-признаками. Часть различий может быть связана с управленческим характером вакансий. Особенно это касается кластера 3, где доля менеджеров выше, чем в остальных кластерах.

4. Глубина использования ИИ

Распределение `ai_depth` представлено в табл. 4 и на рис. 5. Эта переменная имеет категории: отсутствие ИИ, использование готовых решений, обучение / настройку ИИ и разработку ИИ.

Наиболее высокий средний `ai_depth` у кластера 2 — 1,50. В этом кластере 40,62% вакансий относятся к уровню готовых решений ИИ, еще 40,62% — к обучению / настройке ИИ, а 9,38% — к разработке ИИ. Таким образом, кластер 2 сочетает прикладное использование ИИ и более глубокие формы работы с ИИ.

Таблица 4

Глубина использования ИИ по кластерам

Кластер	N	Средняя глубина использ. ИИ	ИИ = 0, %	ИИ = 1, %	ИИ = 2, %	ИИ = 3, %
0	277	1,09	6,86	77,62	15,16	0,36
1	310	1,32	1,94	65,16	32,26	0,65
2	128	1,50	9,38	40,62	40,62	9,38
3	152	0,91	15,13	78,95	5,92	0
4	397	1,05	4,79	85,64	9,57	0
5	512	1,05	9,77	76,56	12,70	0,98
6	298	1,41	15,10	41,61	30,54	12,75

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.



Рис. 5. Глубина использования ИИ по кластерам

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

Кластер 6 имеет средний ai_depth 1,409 и самую высокую долю разработки ИИ: 12,75%. Кроме того, 30,54% вакансий в нем относятся к обучению / настройке ИИ. Это делает кластер 6 наиболее близким к режиму «ИИ как предмет профессиональной деятельности», а не только «ИИ как инструмент».

В кластерах 0, 3, 4 и 5 преобладает уровень использования готовых решений ИИ. В кластере 4 доля таких вакансий составляет 85,64%, в кластере 3 — 78,95%, в кластере 0 — 77,62%, в кластере 5 — 76,56%. Кластер 1 также в основном состоит из вакансий с готовыми решениями ИИ (65,16%), но имеет заметную долю обучения / настройки ИИ — 32,26%.

Эти различия позволяют провести ключевое разделение: одни кластеры представляют ИИ как прикладной инструмент, а другие — как более глубокую профессиональную компетенцию, связанную с обучением, настройкой или разработкой ИИ.

5. Функциональные зоны труда: пять ИИ-осей

Доли пяти ИИ-осей представлены в табл. 5 и на рис. 6. Эти показатели описывают, какие типы задач затрагиваются ИИ в вакансиях каждого кластера.

Кластер 0 демонстрирует наиболее широкое покрытие функциональных зон: рутинные когнитивные задачи — 96,39%, нерутинные аналитические — 90,25%, рутинные операционные — 100%, нерутинные межличностные — 48,74%, креативные — 100%. Среднее число активных ИИ-осей на вакансию в этом кластере равно 4,354. Это делает кластер 0 наиболее насыщенным по спектру ИИ-влияния, хотя его медианная зарплата составляет только 60 000 руб.

Таблица 5

ИИ-оси по кластерам

Кластер	N	Рутинно-когнит., %	Нерутинно-аналитич., %	Рутинно-операц., %	Нерут.-межл., %	Креатив, %	Среднее число осей
0	277	96,39	90,25	100,00	48,74	100,00	4,35
1	310	100,00	49,35	100,00	100,00	0	3,49
2	128	0	13,28	92,19	17,19	0	1,23
3	152	100,00	9,87	0	0	0	1,10
4	397	100,00	100,00	100,00	0	0	3,00
5	512	100,00	0	100,00	0	0	2,00
6	298	0	0	0	0	0	0

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

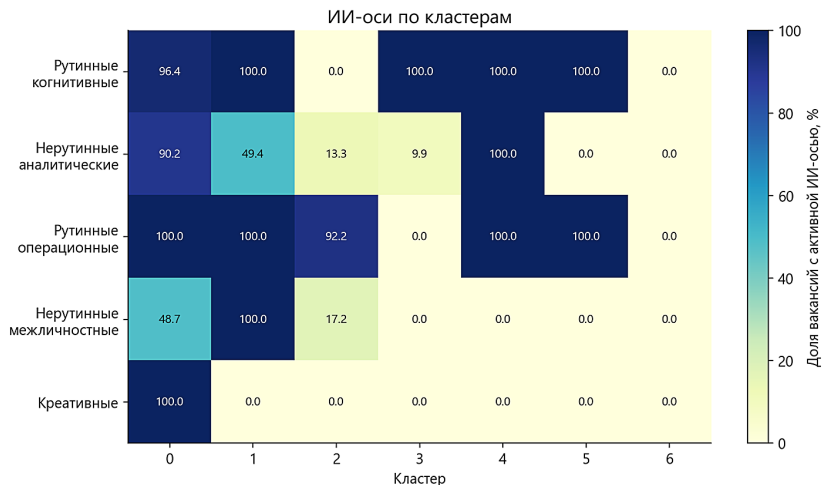


Рис. 6. ИИ-оси по кластерам

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

Кластер 1 также имеет широкую функциональную структуру: рутинные когнитивные задачи — 100%, рутинные операционные — 100%, нерутинные межличностные — 100%, нерутинные аналитические — 49,35%, креативные — 0%. Среднее число активных осей — 3,494. В отличие от кластера 0, здесь креативная ось не активна, но межличностная ось выражена максимально.

Кластер 4 характеризуется полной представленностью трех осей: рутинные когнитивные, нерутинные аналитические и рутинные операционные задачи — по 100%. Межличностная и креативная оси не активны. Кластер 5 проще по структуре: активны только рутинные когнитивные и рутинные операционные задачи, обе по 100%.

Кластер 2 в основном связан с рутинными операционными задачами (92,19%), при меньшей доле нерутинных аналитических (13,28%) и межличностных задач (17,19%). Кластер 3 почти полностью связан с рутинной когнитивной осью (100%) и частично с нерутинной аналитической (9,87%).

Особый случай представляет кластер 6: все пять ИИ-осей имеют значение 0%. При этом `ai_depth` в нем не нулевой и включает высокую долю обучения / настройки и разработки ИИ. Это требует осторожной интерпретации. Возможное объяснение состоит в том, что кластер 6

связан не с автоматизацией отдельных трудовых функций, а с теми вакансиями, где ИИ является предметом разработки или технической деятельности. Поэтому отсутствие активных ИИ-осей не означает отсутствие ИИ-контекста.

6. Профессии внутри кластеров

Состав профессий внутри кластеров представлен в табл. 6. На уровне всего массива наиболее часто встречаются: дизайнеры и художники — 318 вакансий, категория «другое» — 242, менеджеры по маркетингу и интернет-маркетологи — 212, SMM-менеджеры и контент-менеджеры — 196, программисты и разработчики — 132.

Таблица 6

Топ-5 профессий по кластерам

Кластер	Ранг	Профессия	N	Доля кластера, %	Медиана ЗП	Средняя глубина ИИ
0	1	SMM-менеджер, контент-менеджер	41	14,80	47 500	1,12
0	2	Дизайнер, художник	36	13,00	50 000	1,11
0	3	Другое	27	9,75	63 000	1,19
0	4	Менеджер по маркетингу, интернет-маркетолог	27	9,75	90 000	1,11
0	5	Менеджер по продажам, менеджер по работе с клиентами	23	8,30	80 000	0,83
1	1	Дизайнер, художник	79	25,48	50 000	1,06
1	2	SMM-менеджер, контент-менеджер	70	22,58	70 000	1,14
1	3	Копирайтер, редактор, корректор	49	15,81	85 000	1,82
1	4	Другое	43	13,87	40 000	1,63
1	5	Видеооператор, видеомонтажер	12	3,87	70 000	1,33
2	1	Другое	31	24,22	262 500	2,03
2	2	Дизайнер, художник	27	21,09	100 000	1,22
2	3	Программист, разработчик	27	21,09	130 000	1,67

Табл. 6 (окончание)

Клас-тер	Ранг	Профессия	N	Доля кластера, %	Медиана ЗП	Средняя глубина ИИ
2	4	Менеджер по маркетингу, интернет-маркетолог	10	7,81	130 000	1,00
2	5	Дата-сайентист	5	3,91	—	2,00
3	1	Менеджер по продажам, менеджер по работе с клиентами	27	17,76	110 000	0,81
3	2	Дизайнер, художник	13	8,55	70 000	0,85
3	3	Финансовый аналитик, инвестиционный аналитик	13	8,55	—	1,31
3	4	Менеджер по маркетингу, интернет-маркетолог	12	7,89	50 000	1,00
3	5	Секретарь, помощник руководителя, ассистент	9	5,92	80 000	0,56
4	1	Дизайнер, художник	64	16,12	50 000	1,22
4	2	Менеджер по маркетингу, интернет-маркетолог	54	13,60	80 000	1,07
4	3	Другое	51	12,85	60 000	1,14
4	4	SMM-менеджер, контент-менеджер	32	8,06	60 000	0,84
4	5	Администратор	22	5,54	72 500	1,09
5	1	Менеджер по маркетингу, интернет-маркетолог	92	17,97	80 000	0,96
5	2	Дизайнер, художник	76	14,84	75 000	0,99
5	3	Другое	65	12,70	80 000	1,23
5	4	SMM-менеджер, контент-менеджер	44	8,59	70 000	1,02
5	5	Менеджер по продажам, менеджер по работе с клиентами	30	5,86	100 000	0,80
6	1	Программист, разработчик	66	22,15	150 000	1,83
6	2	Дата-сайентист	28	9,40	140 000	2,29
6	3	Дизайнер, художник	23	7,72	60 000	1,13
6	4	Другое	20	6,71	55 000	1,70
6	5	Аналитик	19	6,38	—	1,58

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

В табл. 7 выделены крупнейшие профессиональные группы и их характеристики.

Таблица 7

Крупнейшие профессиональные группы: зарплата, ИИ-глубина и свобода графика

Профессия	N	N с ЗП	Медиана ЗП	Средняя глубина ИИ	Менеджеры, %	Свободный график, %
Дизайнер, художник	318	186	60 000	1,09	0,31	51,26
Другое	242	161	60 000	1,41	0,83	49,59
Менеджер по маркетингу, интернет-маркетолог	212	159	80 000	1,03	3,77	50,00
SMM-менеджер, контент-менеджер	196	155	60 000	1,06	0,51	52,04
Программист, разработчик	132	48	113 500	1,70	4,55	44,70
Менеджер по продажам, менеджер по работе с клиентами	100	77	100 000	0,82	2,00	53,00
Копирайтер, редактор, корректор	82	68	85 000	1,54	2,44	70,73
Секретарь, помощник руководителя, ассистент	52	47	60 000	0,83	3,85	53,85
Учитель, преподаватель, педагог	46	17	64 000	1,09	0	65,22
Аналитик	41	4	55 900	1,46	4,88	29,27
Администратор	40	25	72 500	1,05	12,50	5,00
Дата-сайентист	37	4	140 000	2,22	5,41	35,14
Финансовый аналитик, инвестиционный аналитик	28	4	96 500	1,29	25,00	0
PR-менеджер	27	18	100 000	1,00	0	33,33
Руководитель проектов	24	15	80 000	0,67	33,33	37,50

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

Кластер 0 включает прежде всего SMM-менеджеров и контент-менеджеров (41 вакансия; 14,80% кластера), дизайнеров и художников (36; 13,00%), категорию «другое» (27; 9,75%) и маркетологов (27; 9,75%). Это указывает на сильную представленность креативно-коммуникационных и маркетинговых ролей.

Кластер 1 также связан с креативным и контентным сегментом: дизайнеры и художники составляют 79 вакансий (25,48%), SMM-менеджеры и контент-менеджеры — 70 (22,58%), копирайтеры / редакторы / корректоры — 49 (15,81%). Для этого кластера характерно сочетание готовых ИИ-решений и сравнительно высокой доли обучения / настройки ИИ.

Кластер 2 более неоднороден. В нем почти равными долями представлены категории: «другое» (31 вакансия; 24,22%), дизайнеры (27; 21,09%) и программисты / разработчики (27; 21,09%). При этом медианная зарплата в кластере 2 самая высокая — 125 000 руб., а *ai_depth* также максимален среди кластеров. Это позволяет рассматривать кластер 2 как группу с более сложной и потенциально более статусной структурой ИИ-компетенций.

Кластер 3 включает менеджеров по продажам и работе с клиентами (27 вакансий; 17,76%), дизайнеров (13; 8,55%), финансовых аналитиков (13; 8,55%), маркетологов (12; 7,89%), секретарей и ассистентов (9; 5,92%). В этом кластере максимальная доля менеджеров среди всех кластеров, поэтому статусные различия здесь могут частично объясняться не ИИ, а управленческими функциями.

Кластер 4 представлен дизайнерами (64 вакансии; 16,12%), маркетологами (54; 13,60%), категорией «Другое» (51; 12,85%) и SMM / контент-менеджерами (32; 8,06%). Его функциональный профиль связан с рутинными когнитивными, аналитическими и операционными задачами.

Кластер 5 — самый крупный. В нем лидируют маркетологи (92 вакансии; 17,97%), дизайнеры (76; 14,84%), категория «Другое» (65; 12,70%) и SMM- / контент-менеджеры (44; 8,59%). Этот кластер выглядит как массовый сегмент прикладного использования ИИ в маркетингово-креативных профессиях.

Кластер 6 отличается от остальных: на первом месте программисты и разработчики (66 вакансий; 22,15%), затем следуют дата-сайентисты (28; 9,40%), дизайнеры (23; 7,72%), аналитики (19; 6,38%). Здесь особенно заметны IT- и data-профессии, что согласуется с более высокой долей разработки ИИ и медианной зарплатой 100 000 руб.

7. Фронтир статуса: зарплата и свобода графика

Фронтир статуса представлен на рис. 7. По оси X отложена доля удаленной работы и гибкого графика, по оси Y — медианная зарплата, размер точки соответствует числу вакансий в кластере.

Таблица 8

График занятости по кластерам

Кластер	N	Полн. день, %	Удаленно, %	Гибкий, %	Своб. график, %
0	277	44,04	54,87	1,08	55,96
1	310	36,77	60,65	2,58	63,23
2	128	50,78	49,22	0	49,22
3	152	80,92	18,42	0,66	19,08
4	397	65,99	28,21	3,53	31,74
5	512	52,73	46,68	0	46,68
6	298	65,44	31,21	1,34	32,55

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

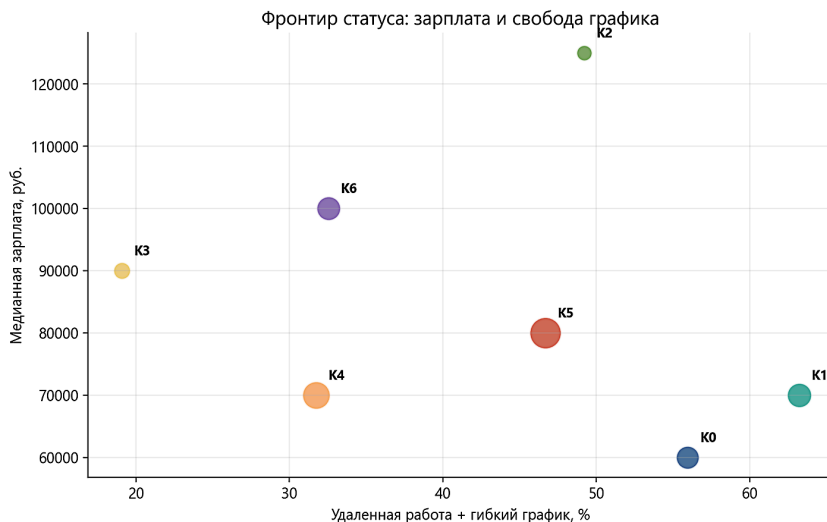


Рис. 7. Фронтир статуса: зарплата и свобода графика

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

Самая высокая доля свободы графика у кластера 1 — 63,23%. При этом его медианная зарплата составляет 70 000 руб. Кластер 0 также имеет высокую свободу графика — 55,96%, но самую низкую медианную зарплату среди кластеров, 60 000 руб. Эти два кластера показывают, что свобода графика не обязательно совпадает с высокой оплатой.

Кластер 2 занимает более высокий статусный сегмент по зарплате: медиана 125 000 руб., свобода графика 49,22%. Кластер 6 также расположен выше большинства кластеров по зарплате: медиана 100 000 руб., свобода графика 32,55%. Кластер 3 имеет медиану 90 000 руб., но низкую свободу графика — 19,08%. Кластеры 4 и 5 занимают промежуточные позиции: кластер 4 имеет медиану 70 000 руб. и свободу графика 31,74%, кластер 5 — медиану 80 000 руб. и свободу графика 46,68%.

Таким образом, статусный профиль кластера нельзя вывести из одного показателя. Одни группы имеют больше автономии графика, но не имеют высокой медианной зарплаты; другие имеют более высокую оплату, но меньшую свободу графика. Это подтверждает необходимость многомерного понимания статуса профессий.

8. ИИ как инструмент и ИИ как предмет разработки

Сопоставление зарплаты, `ai_depth`, ИИ-осей и профессионального состава показывает различие двух режимов ИИ-влияния. Дополнительная визуализация связи числа активных ИИ-осей и медианной зарплаты представлена на рис. 8.

Первый режим — ИИ как прикладной инструмент. Он характерен для кластеров, где преобладает `ai_depth` = 1, то есть готовые ИИ-решения. К этому режиму относятся прежде всего кластеры 4, 5, 3 и 0, где доля готовых решений ИИ составляет, соответственно, 85,64, 76,56, 78,95 и 77,62%. В этих группах заметно присутствие маркетологов, дизайнеров, SMM- и контент-менеджеров, ассистентов, администраторов и других ролей, где ИИ включается в выполнение существующих задач.

Второй режим — ИИ как предмет обучения, настройки или разработки. Он сильнее выражен в кластерах 2 и 6. В кластере 2 доли обучения / настройки и готовых решений равны по 40,62%, а доля разработки ИИ составляет 9,38%. В кластере 6 доля обучения / настройки — 30,54%, доля разработки ИИ — 12,75%. Профессионально этот режим ближе к программистам, дата-сайентистам, аналитикам и техническим ролям.

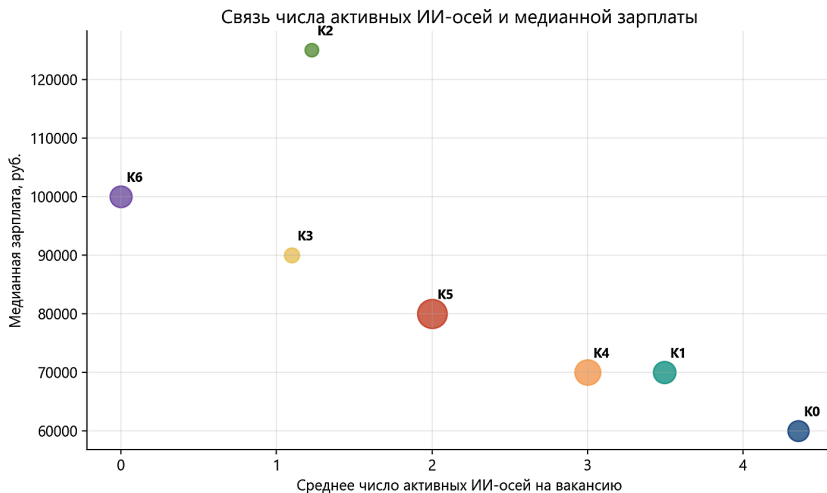


Рис. 8. Связь числа активных ИИ-осей и медианной зарплаты

Источник: расчеты автора по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент.

Главный промежуточный вывод состоит в том, что ИИ не имеет единого статусного эффекта. В массовых креативно-маркетинговых кластерах ИИ чаще выступает как инструмент, встроенный в уже существующие задачи. В технических и аналитических сегментах ИИ чаще становится объектом профессиональной компетенции, настройки или разработки. Эти два режима различаются по зарплате, глубине ИИ и профессиональному составу.

Следовательно, вопрос о влиянии ИИ на статус профессий нельзя решать через бинарное сравнение «с ИИ» и «без ИИ». Более продуктивно различать тип включения ИИ: готовый инструмент, обучение / настройка или разработка. Именно эта глубина включения, в сочетании с профессиональной ролью и условиями занятости, формирует разные траектории статусной трансформации.

Обсуждение результатов

В обсуждении важен не повтор определения двух режимов, а их социологическое значение. Результаты показывают, что ИИ входит в существующую профессиональную сегментацию и по-разному связан с оплатой, автономией и типом роли. В массовых

креативно-маркетинговых кластерах ИИ чаще выглядит как новый пользовательский минимум квалификации. В технических и аналитических кластерах 2 и 6 он чаще связан с контролем над технологией, настройкой и разработкой, то есть с более редкими компетенциями.

Особенно важен вывод о многомерности статуса. Зарплата не совпадает автоматически со свободой графика, а глубина ИИ не совпадает автоматически с числом активных ИИ-осей. Кластеры 0 и 1 имеют высокую свободу графика, но не самые высокие медианные зарплаты. Кластеры 2 и 6 имеют более высокую медианную оплату, но различаются по функциональным ИИ-осям и профессиональному составу. Кластер 3 требует осторожной интерпретации из-за максимальной доли менеджеров. Следовательно, статус профессии нельзя выводить из одного показателя.

Результаты также показывают, что ИИ накладывается на уже существующую профессиональную сегментацию. IT- и data-профессии изначально занимают более сильные позиции по оплате и могут чаще попадать в сегменты, где ИИ является предметом разработки. Креативно-маркетинговые роли чаще показывают прикладное использование готовых инструментов. Это означает, что ИИ не создает статусную иерархию с нуля, а перестраивает уже существующие различия между профессиями. Поэтому вывод статьи должен оставаться осторожным: данные вакансий показывают ассоциации между ИИ-признаками и статусными характеристиками, но не доказывают причинное влияние ИИ и не измеряют реальную глубину внедрения технологии в компании. Переменные *ai_depth* и ИИ-оси следует понимать как признаки рыночной репрезентации ИИ в тексте вакансии, а не как прямое измерение фактической автоматизации труда.

Российские доклады о готовности отраслей к ИИ и цифровой экономике подтверждают эту осторожность: внедрение ИИ неоднородно по отраслям и организациям, а кадровый дефицит и различия в организационной зрелости влияют на то, как работодатели формулируют требования. Поэтому упоминание ИИ в вакансии может означать как реальное требование к работе с технологией, так и язык ожиданий, имиджа или будущего развития компании.

Полученная типология также важна для понимания профессиональной поляризации. В классических теориях технологических изменений поляризация часто описывается как рост спроса на высококвалифицированные и низкоквалифицированные роли при сжатии среднего сегмента. В случае ИИ ситуация сложнее. Один и тот же инструмент может одновременно повышать производительность массовых ролей

и усиливать спрос на специалистов, которые способны проектировать, оценивать и контролировать ИИ-системы. Поэтому поляризация проходит не только между профессиями, но и внутри профессий.

Например, маркетинговые и дизайнерские вакансии могут находиться в разных статусных позициях в зависимости от того, как описана роль. Если работник должен просто использовать готовые генеративные инструменты для ускорения выпуска контента, это один режим труда. Если он отвечает за стратегию, концепцию, оценку качества, интеграцию ИИ в процесс и управление результатом, это другой режим. В обоих случаях профессия может называться одинаково или похоже, но статусная позиция будет различаться.

Этот вывод позволяет иначе интерпретировать связь ИИ и зарплаты. Высокая зарплата в кластере не означает, что это ИИ автоматически повышает оплату. Уровень зарплаты может отражать профессиональный состав, долю IT-ролей, управленческие функции или принадлежность к компаниям с более высокими зарплатными вилками. Но если более высокая зарплата сочетается с большей глубиной ИИ и техническими ролями, это может указывать на формирование сегмента, где ИИ-компетенции становятся частью профессионального капитала.

Широкое распространение готовых ИИ-инструментов может снижать их статусную редкость: владение инструментом превращается в новый минимум квалификации. Это не означает немедленного снижения зарплаты, но меняет критерии профессиональной пригодности и усиливает различие между простым использованием интерфейса и контролем над задачей, результатом и технологией.

Для работодателей это различие имеет практический смысл: HR-аналитика не должна одинаково оценивать вакансии, где ИИ упомянут как пользовательский инструмент, и вакансии, где он связан с настройкой, проверкой, интеграцией или разработкой. Для работников это означает, что стратегия профессионального развития должна быть направлена не только на освоение интерфейсов, но и на сохранение контроля над задачей и качеством результата.

Для социологии труда результаты важны тем, что показывают: ИИ становится элементом профессиональной стратификации. Он входит в язык вакансий как маркер современности, требование к навыкам и способ различения ролей. Но этот маркер не однозначен. Его статусный смысл зависит от того, где находится работник в цепочке создания, настройки и применения технологии. Именно поэтому дальнейшие исследования должны соединять анализ вакансий с интервью, опросами работников и данными компаний.

Практическая интерпретация результатов также требует различать индивидуальный и организационный уровни. На индивидуальном уровне работник может использовать ИИ для повышения продуктивности, ускорения поиска информации, генерации вариантов и проверки решений. На организационном уровне та же технология может использоваться для стандартизации процесса, контроля качества, снижения зависимости от индивидуального опыта и унификации результатов. Так что положительный эффект для производительности не обязательно совпадает с положительным эффектом для профессионального статуса.

В дальнейших исследованиях важно соединить анализ вакансий с данными о реальных рабочих практиках. Вакансии показывают, какие требования декларируются, но не показывают, как распределяются власть, ответственность и контроль внутри организации. Интервью с работниками и работодателями могли бы уточнить, где ИИ действительно расширяет автономию, а где служит инструментом стандартизации. Панельные данные по вакансиям позволили бы проверить, как меняется структура ИИ-требований во времени и какие профессии быстрее переходят от пользовательского уровня к уровню настройки и разработки.

Ограничения исследования

Выполненное исследование имеет несколько ограничений. Во-первых, вакансии отражают ожидания работодателей, а не реальные практики труда. Упоминание ИИ может означать обязательный навык, желательное преимущество, элемент имиджа компании или модный язык описания позиции. Поэтому нельзя утверждать, что каждая вакансия с ИИ-признаком соответствует реальному интенсивному использованию ИИ на рабочем месте.

Во-вторых, зарплата указана не во всех вакансиях. Это ограничивает сравнение кластеров, потому что зарплатные выводы относятся к подвыборке вакансий с указанной оплатой. Кроме того, распределение зарплат содержит выбросы, включая экстремально высокие значения. Поэтому в статье используются медиана и IQR, а средние значения интерпретируются только как дополнительная диагностика.

В-третьих, кластеризация зависит от выбранных признаков и способа их подготовки. Кластеры следует понимать как эмпирические группы сходных вакансий, а не как естественные типы профессий. При изменении набора признаков или способа кодирования границы кластеров могут измениться.

В-четвертых, автоматическая или смешанная разметка ИИ-осей может содержать ошибки. Пять ИИ-осей полезны для описания функциональных зон труда, но они не являются прямым измерением реального распределения рабочего времени, ежедневного использования ИИ или степени автоматизации. Они показывают, какой тип задач связан с ИИ в тексте вакансии.

В-пятых, исследование не является анализом только 839 вакансий московского сегмента. В массиве 2074 вакансии, из них в Москве — 839, то есть Москва является крупнейшим сегментом. Поэтому результаты следует интерпретировать как результаты по массиву вакансий с фокусом на московский сегмент. Они не могут автоматически переноситься ни на всю Москву, ни на другие регионы без дополнительной проверки.

Наконец, дизайн исследования не позволяет делать строгие причинно-следственные выводы. Более высокая медианная зарплата в кластере может быть связана с ИИ, но также и с профессиональным составом, отраслью, размером компании, долей управленческих ролей и другими факторами. В дальнейших исследованиях результаты должны быть проверены на подвыборках, в рамках профессий и в динамике.

Заключение

Цель статьи состояла в том, чтобы показать, как вакансии с ИИ-признаками в массиве с фокусом на московский сегмент связаны с профессиональным статусом. Для этого был использован массив из 2074 вакансий, в котором Москва является крупнейшим сегментом. В исследовании использовался кластерный анализ, переменная `ai_depth`, пять ИИ-осей, показатели зарплаты, графика, типы ролей и профессионального состава.

Главный вывод состоит в том, что ИИ не имеет единого статусного эффекта. Различия между кластерами связаны не только с наличием ИИ-лексики в вакансиях, но и с глубиной ИИ-включения, профессиональным составом, типом роли, зарплатой и автономией графика работы. Теоретический вклад статьи заключается в соединении теории трудового процесса и задачно-ориентированного подхода. ИИ рассматривается не как внешняя сила, одинаково влияющая на все профессии, а как технология, которая перераспределяет контроль над задачами, знанием и способом выполнения работы. Практический вклад состоит в карте вакансий, позволяющей различать уровни ИИ-содержания и не смешивать публичный спрос работодателей с фактической автоматизацией труда.

Тем самым статья предлагает осторожный и вместе с тем достаточно точный подход к трансформации профессий. Вместо вопроса о том, какие профессии «исчезнут» из-за ИИ, более продуктивно спрашивать, какие элементы профессии становятся стандартизированными, какие требуют новой формы экспертизы и где проходит граница между использованием инструмента и управлением технологией. Именно эта граница становится одним из новых оснований профессионального неравенства.

Источники

1. *Braverman H.* Labor and Monopoly Capital: The Degradation of Work in the Twentieth Century. — New York: Monthly Review Press, 1974. — 338 p.
2. *Autor D. H., Levy F., Murnane R. J.* The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration // *The Quarterly Journal of Economics*. — 2003. — Vol. 118, no. 4. — P. 1279–1333. — DOI: 10.1162/003355303322552801.
3. *Green A.* Artificial Intelligence and the Changing Demand for Skills in the Labour Market // *OECD Artificial Intelligence Papers*. — 2024. — No. 14. — Paris: OECD Publishing. — DOI: 10.1787/88684e36-en.
4. *Gmyrek P., Berg J., Kamiński K., Konopczyński F., Ładna A., Nafradi B., Rosłaniec K., Troszyński M.* Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure. — Geneva: International Labour Organization, 2025. — 72 p. — (ILO Working Paper; No. 140). — DOI: 10.54394/HETP0387.
5. *Mäkelä E., Stephany F.* Complement or Substitute? How AI Increases the Demand for Human Skills. — Working paper, 2025.
6. *Giering O., Kirchner S.* Artificial intelligence and autonomy at work: empirical insights from Germany // *Journal for Labour Market Research*. — 2025. — Vol. 59. — Article 20. — DOI: 10.1186/s12651-025-00401-5.
7. *Brynjolfsson E., Li D., Raymond L.* Generative AI at Work // *The Quarterly Journal of Economics*. — 2025. — Vol. 140, no. 2. — P. 889–942. — DOI: 10.1093/qje/qjae044.
8. *Ferdman A.* AI deskilling is a structural problem // *AI & SOCIETY*. — 2026. — Vol. 41. — P. 3001–3013. — DOI: 10.1007/s00146-025-02686-z.
9. *Зарова Е. В., Абдурахманова Г. К., Турсунов Б. О.* Взаимосвязь Глобального индекса искусственного интеллекта и уровня занятости: кластерный подход в оценке межкультурных различий // *Вопросы статистики*. — 2024. — Т. 31, № 1. — С. 83–97. — DOI: 10.34023/2313-6383-2024-31-1-83-97.
10. *Зарова Е. В., Залманов И. А.* Методы моделирования и анализа занятости населения в городах с учетом пространственного фактора // *Вопросы статистики*. — 2024. — Т. 31, № 4. — С. 5–20. — DOI: 10.34023/2313-6383-2024-31-4-5-20.
11. Индекс готовности приоритетных отраслей экономики Российской Федерации к внедрению искусственного интеллекта: аналитический доклад. — М.: Национальный центр развития искусственного интеллекта при Правительстве Российской Федерации, 2024. — IV+85 с.

12. Индикаторы цифровой экономики: 2026: статистический сборник / В. Л. Абашкин, Г. И. Абдрахманова, М. Я. Бочаров, К. О. Вишнеvский, Л. М. Гохберг [и др.]; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». — М.: ИСИЭЗ ВШЭ, 2026. — 304 с. — DOI: 10.17323/978-5-7598-3047-4.

Сведения об авторе

Сотниченко Андрей Олегович, студент бакалавриата,
Московский государственный технический университет
имени Н. Э. Баумана (национальный исследовательский университет),
Москва, Россия.
andrey_22858@mail.ru

Статья поступила в редакцию: 18.06.2026;
поступила после рецензирования и доработки: 22.06.2026;
принята к публикации: 04.07.2026.

ANDREY O. SOTNICHENKO

*Bauman Moscow State Technical University (National Research University)
Moscow, Russian Federation*

**AI AND THE TRANSFORMATION
OF OCCUPATIONAL STATUS:
A CLUSTER ANALYSIS OF JOB VACANCIES WITH
A FOCUS ON MOSCOW**

Abstract. The article examines the relationship between artificial intelligence signals in job vacancies and occupational status in a dataset of vacancies with a focus on the Moscow segment. Occupational status is understood as a multidimensional position combining wages, schedule autonomy, role type, depth of AI involvement and functional task domains. The empirical dataset includes 2,074 vacancies grouped into seven clusters; Moscow is the largest territorial segment of the dataset and includes 839 vacancies. The analysis uses cluster indicators, the ai_depth variable, five AI task axes, median wages, interquartile ranges, role type and schedule characteristics. The results show that AI does not produce a single status effect. In some segments, AI appears as an applied tool embedded in marketing, design, SMM and content-related tasks; in others, it becomes an object of configuration, training or development, which is more closely associated with IT and data occupations. The highest median wages are observed in clusters 2 and 6, but these differences should be interpreted cautiously because occupational composition, managerial roles and wage outliers provide alternative explanations. The article argues that AI reshapes not only separate skills but also status distinctions between occupational groups.

Keywords: artificial intelligence, labour market, occupational status, job vacancies, Moscow, cluster analysis, work autonomy

For citation: Sotnichenko A. O. AI and the Transformation of Occupational Status: A Cluster Analysis of Job Vacancies with a Focus on Moscow. *St. Petersburg Sociology Today*. 2026. Vol. 18. No. 3. P. 9–45. DOI: 10.25990/socinstras.pss-18-3.78va-w153; EDN: YZIDMM

References

1. Braverman H. *Labor and Monopoly Capital: The Degradation of Work in the Twentieth Century*. New York, Monthly Review Press, 1974, 338 p.
2. Autor D. H., Levy F., Murnane R. J. The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, vol. 118, no. 4, pp. 1279–1333. DOI: 10.1162/003355303322552801.
3. Green A. Artificial Intelligence and the Changing Demand for Skills in the Labour Market. *OECD Artificial Intelligence Papers*, 2024, no. 14. Paris, OECD Publishing. DOI: 10.1787/88684e36-en.
4. Gmyrek P., Berg J., Kamiński K., Konopczyński F., Ładna A., Nafradi B., Rosłaniec K., Troszyński M. *Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure*. Geneva, International Labour Organization, 2025, 72 p. ILO Working Paper. No. 140. DOI: 10.54394/HETP0387.
5. Mäkelä E., Stephany F. *Complement or Substitute? How AI Increases the Demand for Human Skills*. Working paper, 2025.
6. Giering O., Kirchner S. Artificial intelligence and autonomy at work: empirical insights from Germany. *Journal for Labour Market Research*, 2025, vol. 59, article 20. DOI: 10.1186/s12651-025-00401-5.
7. Brynjolfsson E., Li D., Raymond L. Generative AI at Work. *The Quarterly Journal of Economics*, 2025, vol. 140, no. 2, pp. 889–942. DOI: 10.1093/qje/qjae044.
8. Ferdman A. AI deskilling is a structural problem. *AI & SOCIETY*, 2026, vol. 41, pp. 3001–3013. DOI: 10.1007/s00146-025-02686-z.
9. Zarova E. V., Abdurakhmanova G. K., Tursunov B. O. Vzaimosvyaz' Global'nogo indeksa iskusstvennogo intellekta i urovnya zanyatosti: klasternyy podkhod v otsenke mezhsranovykh razlichiy [The relationship of the Global AI Index and the level of employment: a cluster approach in assessing cross-country differences]. *Voprosy Statistiki*, 2024, vol. 31, no. 1, pp. 83–97. DOI: 10.34023/2313-6383-2024-31-1-83-97 (In Russ.)
10. Zarova E. V., Zalmanov I. A. Metody modelirovaniya i analiza zanyatosti naseleniya v gorodakh s uchetom prostranstvennogo faktora [Methods of modeling and analysis of population employment in cities taking into account the spatial factor]. *Voprosy Statistiki*, 2024, vol. 31, no. 4, pp. 5–20. DOI: 10.34023/2313-6383-2024-31-4-5-20 (In Russ.)
11. *Indeks gotovnosti prioritetnykh otrasley ekonomiki Rossiyskoy Federatsii k vnedreniyu iskusstvennogo intellekta: analiticheskiy doklad* [AI readiness index of priority sectors of the economy of the Russian Federation: analytical report]. Moscow, National Center for Artificial Intelligence Development under the Government of the Russian Federation, 2024, IV+85 p. (In Russ.)
12. *Indikatory tsifrovoy ekonomiki: 2026: statisticheskiy sbornik* [Digital Economy Indicators in the Russian Federation: 2026: Data Book] / V. L. Abashkin, G. I. Abdrakhmanova, M. Ya. Bocharov, K. O. Vishnevskiy, L. M. Gokhberg et al.; HSE University. Moscow, HSE ISSEK, 2026, 304 p. DOI: 10.17323/978-5-7598-3047-4 (In Russ.)

Information about the author

Sotnichenko Andrey O., undergraduate student,
Bauman Moscow State Technical University
(National Research University),
Moscow, Russian Federation.
andrey_22858@mail.ru

Received: 18.06.2026;

revised after review: 22.06.2026;

accepted for publication: 04.07.2026.