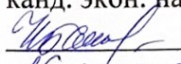


МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
«ТЮМЕНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

ФИНАНСОВО-ЭКОНОМИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ
Кафедра экономики и финансов

РЕКОМЕНДОВАНО К ЗАЩИТЕ В ГЭК
Заведующий кафедрой
канд. экон. наук, доцент
 К.А. Захарова
16 июня 2023 г.

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА
магистерская диссертация

**СПРОС НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ НА РЫНКЕ ТРУДА В РЕГИОНАХ
РОССИИ**

38.04.01 Экономика

Магистерская программа «Цифровая экономика»

Выполнили работу
(групповой проект)
обучающиеся 2 курса
очной формы обучения

Головян Анастасия Сергеевна
Мурзагулова Регина Фанисовна
Тарасов Максим Александрович
Янишева Яна Ренатовна

Научный руководитель
канд. экон. наук,
доцент

Гильтман Марина Андреевна

Рецензент
канд. экон. наук,
профессор. научно-учебной
лаборатории исследований
рынка труда Тюменского
государственного
университета

Мерзлякова Анастасия Юрьевна

Тюмень
2023

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
ГЛАВА 1. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСОБЕННОСТИ ИЗУЧЕНИЯ СПРОСА НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ НА РЫНКЕ ТРУДА.....	11
1.1. ОПРЕДЕЛЕНИЕ СПРОСА НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ НА РЫНКЕ ТРУДА.....	11
1.2. КЛАССИФИКАЦИИ ЦИФРОВЫХ НАВЫКОВ.....	15
1.3. ОБЗОР ИССЛЕДОВАНИЙ О ВЛИЯНИИ ЦИФРОВИЗАЦИИ НА ПОКАЗАТЕЛИ СПРОСА НА РЫНКЕ ТРУДА.....	21
ГЛАВА 2. ИНСТРУМЕНТАРИЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ СПРОСА НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ НА РЫНКЕ ТРУДА В РЕГИОНАХ РОССИИ.....	32
2.1. МЕТОДЫ И ПОДХОДЫ К ОЦЕНКЕ СПРОСА НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ В РЕГИОНАХ РОССИИ.....	32
2.2. ДАННЫЕ, ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ ДЛЯ ОЦЕНКИ СПРОСА НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ В РЕГИОНАХ РОССИИ.....	41
ГЛАВА 3. АНАЛИЗ СПРОСА НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ НА РЕГИОНАЛЬНЫХ РЫНКАХ ТРУДА В РОССИИ И РЕКОМЕНДАЦИИ ДЛЯ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОЙ ПОЛИТИКИ.....	47
3.1. ОПИСАТЕЛЬНЫЕ СТАТИСТИКИ ДАННЫХ О ЦИФРОВЫХ НАВЫКАХ В РЕГИОНАХ РОССИИ.....	47
3.2. ОЦЕНКА ОТДАЧИ НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ И РЕКОМЕНДАЦИИ ДЛЯ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОЙ ПОЛИТИКИ.....	57
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	65
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК.....	70
ПРИЛОЖЕНИЕ 1. КЛАССИФИКАЦИЯ ГРУПП НАВЫКОВ О*NET И ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА.....	79
ПРИЛОЖЕНИЕ 2. ТАБЛИЦА КЛАСТЕРОВ, ПОЛУЧЕННЫХ МЕТОДОМ К-MEANS.....	81

ПРИЛОЖЕНИЕ 3. ТАБЛИЦА ПРОФЕССИОНАЛЬНЫХ ГРУПП И ПРОФЕССИЙ.....	83
ПРИЛОЖЕНИЕ 4. ТАБЛИЦА СУЩНОСТЕЙ.....	89
ПРИЛОЖЕНИЕ 5. ОПИСАТЕЛЬНЫЕ СТАТИСТИКИ ДЛЯ ДАННЫХ НОРМИРОВАННОЙ ЗАРАБОТНОЙ ПЛАТЫ, ИНДЕКСА ВАЖНОСТИ И ИНДЕКСА УРОВНЯ НАВЫКА “РАБОТА С КОМПЬЮТЕРАМИ”.....	91

ВВЕДЕНИЕ

Развитие цифровой экономики оказывает огромное влияние на рынок труда: меняется структура занятости, возникают новые требования к профессиональным навыкам и компетенциям, растет спрос на специалистов в области информационно-коммуникационных технологий. Одновременно с этим занятые практически во всех отраслях экономики должны обладать цифровой грамотностью, навыками работы с компьютером и информацией с применением современных средств программных продуктов.

Развитие цифровой экономики и технологические изменения сопровождаются значительными изменениями в требованиях к рынку труда. Возникают новые профессиональные навыки и компетенции, в том числе связанные с цифровыми технологиями, информационно-коммуникационными навыками и работой с компьютером. Структура занятости трансформируется, что обуславливает изменения в требованиях к профессиональным навыкам и компетенциям работников со стороны работодателей. Как следствие происходит несоответствие между спросом на цифровые навыки и их наличием у работников из-за разных темпов подстройки агентов рынка труда.

В то же время на разных территориях наблюдается разный доступ к цифровым технологиям, что приводит к разной отдаче от цифровых навыков и усугубляет цифровое неравенство на рынке труда. Некоторые регионы имеют лучшую инфраструктуру, больший доступ к образовательным ресурсам и развитые цифровые технологии, что способствует формированию высококвалифицированных кадров и привлекательности для цифровых инвестиций. В то время как в других регионах ограниченный доступ к цифровым технологиям создает преграды для развития цифровых навыков и ограничивает возможности трудоустройства и карьерного роста. Все это создает проблему в понимании актуальных потребностей и требований рынка труда в цифровой сфере и препятствует разработке эффективных стратегий образования и подготовки кадров в разных регионах страны, что, в свою

очередь, обеспечивает конкурентоспособность отраслей экономики и повышения производительности труда.

Однако существует ограниченное количество исследований, охватывающих спрос на цифровые навыки на рынке труда в разрезе российских регионов [Капелюк С.Д., Карелин И.Н; Паклина С.Н., Шакина Е.А.,]. Тем не менее, авторы не учитывают цифровые характеристики регионов. В то время как исследование региональных различий в спросе на цифровые навыки связано также с пониманием факторов, влияющих на формирование цифровых условий в определенных регионах [Попов Е.В., Стрельцова Е.А.,].

Объектом исследования является спрос на цифровые навыки на рынке труда в регионах России.

Предметом исследования выступает совокупность экономических отношений, обуславливающие различия в формировании спроса на цифровые навыки на рынке труда в регионах России.

Целью работы является оценка текущего спроса и отдачи на цифровые навыки в разрезе профессий и разработка рекомендаций для социально-экономической политики регионов России.

Основными задачами достижения данной цели являются:

1. Изучить теоретические особенности изучения спроса на цифровые навыки на рынке труда.
2. Определить методы и подходы к оценке спроса на цифровые навыки на рынке труда в регионах России.
3. Собрать базу микроданных для оценки спроса на цифровые навыки на рынке труда в регионах России.
4. Провести анализ различий в спросе на цифровые навыки на региональных рынках труда.
5. Проанализировать описательные статистики данных о запрашиваемые цифровые навыки в вакансиях в регионах России.
6. Провести эконометрический анализ отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы на рынке труда в регионах России.

7. Сформировать карту востребованных навыков на рынке труда по каждой профессиональной группе в регионах России.
8. Разработать рекомендации для социально-экономической политики регионов России на основании результатов анализа.

Для реализации поставленных задач между всеми участниками были распределены функциональные обязанности:

Головян А.С. рассмотрела и описала теоретический и эмпирический материал, касающийся спроса на цифровые навыки и основных подходов к их классификации. Также, ею были изучены и описаны подходы к анализу региональных особенностей исследования. Помимо этого, Головян А.С. участвовала в анализе описательных статистик данных о запрашиваемые цифровые навыки в вакансиях в регионах России, описании результатов оценки отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы на рынке труда в регионах России.

Мурзагулова Р.Ф. описала аспекты пространственной неоднородности спроса на рынке труда. Также, собраны агрегированные и микроданные Росстата, на основе которых была проведена и описана методология кластеризации российских регионов для оценки их инновационного уровня. В дополнении Мурзагулова Р.Ф. является составителем программного кода для разработки парсера вакансий hh.ru и анализа частотности навыков с использованием методов обработки естественного языка (NLP) для составления карты компетенций.

Тарасов М.А. участвовал в описании теоретического и эмпирического материала, касающегося спроса на цифровые навыки и их классификации. Были проанализированы и описаны результаты кластерного анализа регионов России, также им была составлена карта кластеров России. Помимо этого, Тарасов М.А. обработал микроэкономические данные hh.ru и создал web-сайт навыков в разрезе профессиональных групп с учетом региональных особенностей субъектов России.

Янишева Я.Р. изучила основные теоретические подходы и методы к

изучению спроса на рынке труда. Принимала участие в обработке микроэкономических данных hh.ru и провела регрессионный анализ зависимости нормированной по прожиточному минимуму заработной платы от показателей, характеризующих квалификацию, опыт работы кандидата и владение навыками работы с компьютером. Также, Янишева Я.Р. участвовала в анализе описательных статистик данных о запрашиваемые цифровые навыки в вакансиях в регионах России, описании результатов оценки отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы на рынке труда в регионах России.

Помимо этого, участники группы совместно собирали микроэкономические данные компании HeadHunter посредством парсинга и макроэкономические данные для определения кластеров по уровню их инновационного развития и формировали рекомендации для социально-экономической политики регионов России.

В процессе выполнения выпускной квалификационной работы были использованы методы, включающие в себя теоретические (формализация), эмпирические (описание, сравнение, наблюдение) и общелогические (обобщение, анализ) методы исследования.

При рассмотрении теоретических аспектов влияния цифровизации на спрос были изучены работы Рощина С.Ю., Разумовой Т.О., Волгина А.Д., Гимпельсона В.Е., Neckman, Katz, Абдрахмановой Г.И., Ковалевой Г.Г., Лукьяновой А.Л., Золотухиной Ю.В.

При рассмотрении методологических подходов к оценке спроса на цифровые навыки были изучены работы Frey, Osborne, Bowles, Brzeski, Burk, Pajarinen, Rouvinen, Chang Huynh, Arntz, Gregory, Zierahn, Richins, Stapleton, Stratopoulos, Земцова, Волгина, Гимпельсона, Лавриненко, Шматко, Басовой, Шерстянкиной, Krueger, Borghans, Ter Weel, Pabilonia, Zoghi.

В процессе анализа региональных особенностей на основе подхода кластеризации регионов изучались труды таких авторов как Marshall, Krugman, Hamermesh, Земцов, Jaffe, Feldman Florida, Bottazzi Perri, Штерцер, Blank,

Graham, Calvino, Уринсон и Панфилов, Зубаревич, Баранов, Бабурин, Юсупов, Халимов С.Р.

Для формирования методологии классификации цифровых навыков на базовые и продвинутые были использованы материалы, разработанные в рамках Мониторинга научных кадров высшей квалификации (НИУ ВШЭ) [Волкова Г.Л., Шматко Н.А., с. 1], и данные с базы O*Net.

Информационную базу исследования составили данные онлайн-вакансий HeadHunter (hh.ru), размещенные на платформе в мае 2023 года. Достаточное количество недавних исследований используют похожие рекрутинговые платформы для анализа спроса на цифровые навыки. Так, ряд российских исследователей обращаются к открытым данным вакансий на платформе hh.ru - Гимпельсон В.Е., Волгин А.Д; Терников А.А., Александрова Е.А, Баева О.Н., Шерстянкина Н.П.; Паклина С.Н., Шакина Е.А; Лавриненко А.С., Шматко Н.А, а также Работа России - Капелюк С.Д., Карелин И.Н; Капелюк С.Д., Лищук Е. На данных зарубежных вакансий также проводили исследования Hansen, Aksoy, Brinatti, Bellatin, Galassi.

В ходе работы были проанализированы материалы исследований, проведенных компаниями GeekBrains, HeadHunter, Challenger, Gray & Christmas.

Элементом научной новизны в работе выступает разработка подхода к оценке спроса на цифровые навыки с учетом региональных особенностей.

Элементами практической новизны являются:

1. Эконометрическое моделирование отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы на рынке труда в регионах России для задач разработки рекомендаций для проведения социально-экономической политики
2. Web-сайт востребованных навыков, в том числе цифровых, на рынке труда по каждой профессиональной группе в региональном разрезе.

При написании работы в зависимости от поставленных задач, использовались следующие приемы синтеза, анализа, наблюдения, сравнения, обобщения и группировки.

Структура работы выдержана в соответствии с целью и задачами исследования и состоит из введения, трех глав и заключения. Во введении содержится цель, задачи, актуальность исследования, предмет и объект исследования, методы исследования, краткая характеристика глав и источников, использованных в работе, а также элементы научной новизны.

Первая глава направлена на определение теоретических особенностей изучения спроса на цифровые навыки на рынке труда. В ней раскрыто определение спроса на цифровые навыки на рынке труда и их классификация. Выявлены основные подходы к оценке влияния цифровизации на показатели спроса на рынке труда. Рассмотрена пространственная неоднородность в спросе на цифровые навыки на рынке труда.

Во второй главе определен инструментарий для оценки спроса на цифровые навыки на рынке труда в регионах России, на основе которого строится дальнейшее исследование в работе. Выбран подход к анализу регионального аспекта - кластеризация регионов России, которая осуществлена методом k-means на основе показателей, характеризующих их цифровой потенциал, кадровый потенциал и научно-технический потенциал. Метод оценки спроса на цифровые навыки на рынке труда включает оценку текущего спроса на цифровые навыки и отдачу на цифровые навыки в терминах заработной платы в разрезе профессий, требующих цифровые навыки, в региональном разрезе в России.

В третьей главе дана оценка спроса на цифровые навыки в региональном разрезе в России. В частности, сформированы результаты кластеризации регионов России, приведены описательные статистики данных о запрашиваемых цифровых навыках в регионах России, а также дана оценка отдачи на цифровые навыки и определены рекомендации для социально-экономической политики.

Апробация: некоторые результаты исследования были включены в работу, которая прошла отбор и была представлена на Международной конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Ломоносов-2023».

В ходе подготовки магистерской диссертации использовались приемы критического анализа проблемных ситуаций на основе системного подхода, с возможностью выработки стратегии действий, а также методы саморазвития и самореализации (в том числе здоровьесбережение) с возможностью реализовывать приоритеты собственной деятельности и способы ее совершенствования на основе самооценки.

Формулирование выводов и разработка рекомендаций по результатам проведенного исследования осуществлялись с учетом способности управлять проектом на всех этапах жизненного цикла, способности организовывать и руководить работой команды, вырабатывая командную стратегию для достижения поставленной цели.

ГЛАВА 1. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСОБЕННОСТИ ИЗУЧЕНИЯ СПРОСА НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ НА РЫНКЕ ТРУДА

1.1. ОПРЕДЕЛЕНИЕ СПРОСА НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ НА РЫНКЕ ТРУДА

В экономической науке существует множество теорий спроса на труд, каждая из которых выступает базой в тех или иных исследованиях. В рамках данного исследования базовой теорией спроса на труд выступает неоклассическая экономическая теория.

Неоклассическая функция спроса на труд основывается на предположении, что на всех рынках господствует совершенная конкуренция. В этом случае предприниматели получают максимум прибыли, если ценность предельного продукта труда равняется номинальной ставке заработной платы.

Согласно неоклассической теории, прибыль достигает максимума, когда предельная производительность труда равна ставке реальной заработной платы. В коротком периоде спрос на труд изменяется только в результате изменения ставки реальной заработной платы: при ее снижении занятость растет, при ее повышении занятость уменьшается (рисунок 1.1).

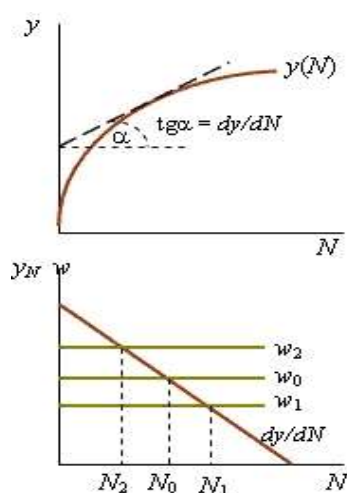


Рис. 1.1. Определение спроса на труд в неоклассической концепции

Источник: составлено авторами.

В длинном периоде количество используемого труда может измениться вследствие технического прогресса или увеличения объема применяемого капитала [Равновесие на рынке...].

Таким образом, исходя из предпосылки господства совершенной конкуренции на рынке благ и труда, неоклассики констатируют зависимость спроса на труд от ставки реальной зарплаты, поскольку ее равенство предельной производительности труда является условием максимизации прибыли. При данной технике и фиксированном объеме капитала снижение ставки реальной зарплаты ведет к увеличению спроса на труд, и наоборот.

При изучении спроса на труд могут применяться различные показатели и характеристики спроса. В частности, различают удовлетворенный спрос, который характеризуется общей величиной занятых (реальный спрос), и неудовлетворенный спрос, определяемый данными о наличии, движении и структуре свободных рабочих мест и вакантных должностей по различным признакам (секторам и отраслям экономики, профессиям и требуемой квалификации, продолжительности предлагаемой занятости, уровню предлагаемой заработной платы и т. п.).

Объем удовлетворенного спроса на труд в долгосрочном периоде определяется условием равенства отношения предельного продукта труда к предельным издержкам труда и отношения предельного продукта капитала к предельным издержкам капитала. Стоит отметить, что в долгосрочном периоде и труд, и капитал выступают переменными производственными факторами. Решение об объеме используемых факторов исходит из относительных цен на факторы производства и используемой технологии [Рощин С.Ю., Разумова Т.О., с. 56].

В связи со сложностью в исследовании неудовлетворенного спроса на труд представителями научного сообщества используется информация о наличии свободных рабочих мест, вакансиях и навыках [Карапетян Р.В., Сизова И.Л., Бакаев М.А., с. 117]. При этом одной из составляющих неудовлетворенного спроса выступает новый найм, который характеризует

степень адаптации рынка труда к кризисным ситуациям и находит отражение в вакансиях и навыках. Навык представляет собой способность индивида, врожденную или приобретенную с помощью разных видов обучения или опыта, выполнять задачи, которые требуются в данной профессии или на рабочем месте [Волгин А.Д., Гимпельсон В.Е., с. 4].

В эпоху цифровизации различных сфер деятельности человека представителями научного сообщества сформулировано такое понятие, как цифровые навыки. Однако, единого толкования термина “цифровые навыки” не было разработано. Так, UNESCO определяет цифровые навыки, как способность использовать цифровые устройства, коммуникационные приложения и сети для доступа к информации. Данные навыки позволяют людям создавать и обмениваться цифровым контентом, общаться и сотрудничать, а также решать проблемы для эффективной и творческой самореализации в обучении, работе и общественной деятельности в целом (Digital skills critical..., <https://www.unesco.org/en/articles/digital-skills-critical-jobs-and-social-inclusion>).

Узкое определение цифровых навыков обычно относится к приобретению и использованию навыков работы с компьютером или ИКТ (Dore, Geraghty & O’Riordan, 2015). Российские экономисты определяют цифровые навыки, как компетенции населения в области применения персональных компьютеров, интернета и других видов ИКТ, а также намерения людей в приобретении соответствующих знаний и опыта [Абдрахманова Г.И., Ковалева Г.Г., с. 1]. Кроме того, цифровые навыки иногда приравнивают к цифровой грамотности. Согласно аналитическому центру НАФИ (Национальное агентство финансовых исследований), цифровая грамотность включает в себя следующие компоненты:

- информационная грамотность,
- компьютерная грамотность,
- коммуникативная грамотность,
- медиа грамотность,

– технологические инновации (Цифровая грамотность для..., Цифровая грамотность для экономики будущего — НАФИ (nafi.ru)).

Согласно отчету международной консалтинговой компании Ecorys, большинство новых определений цифровых навыков расширились и стали включать в себя не только грамотность в области информационно-коммуникационные технологии (ИКТ), а именно технические знания об использовании компьютера, но и стали охватывать различные когнитивные, социальные и эмоциональные навыки [Morrison C., с. 3].

В рамках теоретических моделей современных исследований цифровые навыки часто рассматриваются, как часть высококвалифицированной рабочей силы. Предполагается, что цифровыми навыками обладают в основном квалифицированные работники. Цифровая трансформация экономики сопровождается ускоренным ростом уровня цифровых навыков у высококвалифицированных специалистов и служащих [Прохоров П.Э., с. 33].

В канонической модели спроса на труд рассматриваются два типа труда: квалифицированный и неквалифицированный. При производстве двух несовершененно взаимозаменяемых товаров используются две группы навыков, соответствующих высокой и низкой квалификации. В ее первоначальном виде технологии используются как экзогенный фактор, усиливающий навыки работников. Согласно канонической модели, технологический прогресс увеличивает спрос на навыки, в то время как человеческий капитал и инвестиции в него призваны удовлетворить этот спрос [Goldin, с. 119]. Принимая цифровизацию, как часть технологического прогресса, а цифровые навыки, как часть человеческого капитала, современные тенденции к повышению спроса на цифровые навыки в связи с цифровизацией экономики находят отражение на теоретическом уровне [Головенчик Г.Г., с. 322].

Однако, такие аспекты канонической модели, как разделения труда по двум квалификациям, и включение технологий, как экзогенный фактор, являются причиной несоответствия результатов с реальной ситуацией на рынках труда развитых экономик в последние десятилетия. Модель не

подтверждает тренд на увеличение доли работников средней квалификации в сфере услуг, традиционно требующей низкого уровня образования. Это связано с тем, что в основе канонической модели лежит модель Кобба-Дугласа. Таким образом, технологии, как экзогенный фактор, увеличивают производительность труда высококвалифицированных, либо низкоквалифицированных работников (или для тех и других одновременно). Это означает, что не существует технологий, явно заменяющих навыки. В этой связи, Дарон Аджемоглу и Дэвид Отор в своей работе сместили фокус на навыки, которые относятся к низкой, средней и высокой квалификации, а также, сделали допущение о неоднородности (гетерогенности) навыков и задач внутри образовательных групп [Acemoglu, с. 1119]. Согласно их модели, каждый работник наделен навыками, одной из квалификаций, и имеет сравнительное преимущество для определенных задач.

Резюмируя вышесказанное, цифровизация, как часть технологического прогресса, в последние годы привела к повышению спроса на цифровые навыки. Спрос на цифровые навыки представляет собой потребность работодателей в работниках, обладающих компетенциями в области применения цифровых и информационных технологий, что часто относят к труду высокой квалификации. В рамках данного исследования под цифровыми навыками будут пониматься компетенции населения в области применения персональных компьютеров, интернета и других видов ИКТ.

1.2. КЛАССИФИКАЦИИ ЦИФРОВЫХ НАВЫКОВ

В связи с тем, что для навыков характерна высокая степень разнородности, существуют различные подходы к их классификации. Так, в базе данных американского проекта The Occupational Information Network (O*NET) навыки делятся на базовые и межфункциональные. Базовые навыки – развитые способности, которые облегчают обучение или более быстрое приобретение знаний. Межфункциональные навыки – развитые способности,

облегчающие выполнение действий, распространяются на несколько областей профессиональной деятельности. В Приложении 1 представлена классификация навыков по категориям и их описательная характеристика.

В академической литературе, посвященной человеческому капиталу и навыкам как его составной части, в последнее время все чаще подчеркивается сила «мягких» – социальные и личностных – навыков, которые важны и сами по себе, и как комплементы к «жестким» [Heckman, Kautz, 2012].

В настоящее время не существует общепринятой классификации цифровых навыков. Выделяют два основных подхода в определении способов классификации цифровых навыков:

1. Подход, основанный на уровне владения цифровыми навыками. В аналитическом отчете Центра европейских политических исследований [Beblavý M., Fabo V., Lenaerts K., с. 14] представлена следующая классификация цифровых навыков, основанная на данном подходе: базовые (базовые навыки владения компьютером, умение пользоваться интернетом и электронной почтой); промежуточные (работа в текстовых редакторах, с электронными таблицами и, составление презентаций); продвинутые (программирование, анализ данных, создание и управление базами данных, веб-дизайн, ведение цифровых медиа и блогов, работа с CRM-системами, настольными издательскими системами, системами управления контентом).

В рамках данного подхода также проведено исследование, в процессе которого авторами была сформулирована следующая классификация цифровых навыков: пользовательские - навыки, необходимые для эффективного применения возможностей ИКТ для работы, учебы, в личных целях; профессиональные - навыки специалистов, требующиеся для развития, функционирования и обслуживания информационно-коммуникационных систем (подготовки спецификаций, дизайна, разработки, установки, эксплуатации, поддержки, обслуживания, управления, оценки, научных исследований и разработок в области ИКТ) [Абдрахманова Г.И., Ковалева Г.Г., с. 1].

Подобный подход был использован при рассмотрении цифровых навыков в отчете консалтинговой компании Ecorys (Morrison C., с. 3). Было выделено три категории навыков: базовые навыки (цифровая грамотность), цифровые навыки для рабочей силы и цифровые навыки для ИКТ-профессий. В таблице 1.1 представлен перечень базовых и продвинутых цифровых навыков, применяемый в указанном выше исследовании.

Таблица 1.1

Перечень базовых и продвинутых цифровых навыков

Базовые цифровые навыки	Продвинутые цифровые навыки
работа с текстовыми редакторами (MS Word и др.), работа с электронными таблицами (MS Excel и др.), создание презентаций (MS Power Point и др.)	программы для создания и редактирования изображений, графические редакторы (Microsoft Visio, Adobe Photoshop, CorelDRAW и др.)
совместная работа с файлами, использование файлообменников и облачных сервисов (Google Docs, Dropbox и др.)	автоматизированные системы научных исследований и системы автоматизации экспериментов (The MathWorks MATLAB, SAS, Minitab, LabVIEW и др.)
поиск данных и публикаций в интернете (работа с электронными базами данных, библиотеками, архивами)	системы автоматизированного проектирования (AutoCAD, CATIA, Компас, Revit и др.)
базовый статистический анализ данных (STATA, STATISTICA, SPSS, R и др.)	системы управления базами данных (Microsoft Access, SQL и др.)
-	языки программирования (C++ / C#, Java, R, Perl, Python, Verilog и др.)
-	различные операционные системы (Linux, Ubuntu, Solaris и др.)
-	создание Web-платформ и страниц (HTML, JavaScript, PHP, CSS и др.)
-	программное обеспечение для управления проектами (Microsoft Project, Primavera и др.)
-	программы для управления ресурсами предприятия и финансового менеджмента (SAP, Oracle EnterpriseOne, 1С:Предприятие, Microsoft Dynamics и др.)
-	создание карт, ГИС-системы, визуализация пространственных (географических) данных (GIS software)

Источник: [Волкова Г.Л., Шматко Н.А., с. 2] и [The Occupational Information..., <https://www.onetonline.org/>].

Под базовыми цифровыми навыками понимается кибербезопасность,

использование компьютера и приложений для общения и поиска в интернете. Цифровые навыки для рабочей силы обычно связаны с использованием приложений, программ, разработанных ИТ-специалистами. Хотя данные цифровые навыки, вероятно, различаются в зависимости от отрасли, отличия в требованиях, связанных с поиском, обработкой и анализом информации, минимальны. Цифровые навыки для ИКТ-профессий, то есть специалисты из цифровой, инновационной, творческой сферы, включают в себя навыки из предыдущих двух категорий и навыки, связанные с разработкой новых цифровых технологий, продуктов и услуг.

2. Подход, предполагающий область применения навыков. Данный подход лежит в основе классификации ESCO (European Skills, Competences, and Occupations), в которой цифровые навыки подразделяются на: программирование, защита персональных данных и цифровых устройств, поиск информации, создание цифрового контента, использование компьютерной техники, коммуникация, управление цифровой идентичностью. Аналогичный подход, в рамках которого разработана подробная классификация, включающая 16 классов цифровых навыков, применен в работе [Карапетян Р.В., Сизова И.Л., Бакаев М.А., с. 121].

В ходе анализа экономической литературы практического применения в сфере рынка труда был выявлен ряд методов и методологий, позволяющих провести структурный анализ навыков и компетенций, проранжировать их по определенным параметрам с использованием цифровых технологий.

Для измерения навыков, в частности цифровых, в работе Лукьяновой, 2021 г. был использован метод, основанный на базе данных O*NET, который подразумевает расчет стандартизированной оценки рейтингов уровня и важности заданных переменных, а также базового индекса выбранного параметра [Лукьянова А.Л., с. 95].

В качестве переменных выступают навыки, характерные для того или иного параметра исследования (например, цифровые навыки для определения степени влияния цифровизации на рынок труда). Каждая переменная имеет две

характеристики, представленных в базе данных O*NET: уровень (LV) и важность (IM). Уровень определяет степень проявления переменной среди представителей конкретной профессии и измеряется от минимального значения 0 до максимального – 7. Важность переменной для конкретной профессии ранжируется от 1 (минимальное значение) до 5 (максимальное значение).

В целях достижения сопоставимости данных рейтингов по заданным характеристикам (уровень и важность) необходимо осуществить процесс стандартизации, в результате которой значения характеристик будут варьироваться от 0 до 100 баллов. Данная задача решается путем применения следующей формулы:

$$SX = \frac{X - \min_x}{\max_x - \min_x} \times 100, \quad (1.1)$$

где SX — стандартизированная оценка,

$\min X$ — наименьшая возможная оценка по шкале рейтинга (1 — для важности, 0 — для уровня),

$\max X$ — наибольшая возможная оценка (5 — для важности, 7 — для уровня),

X — рейтинговая оценка по исходной шкале.

Далее осуществляется расчет индекса выбранного параметра (например, цифровизация), который учитывает стандартизированные значения каждой из заданных характеристик (уровень и важность), исходя из расчета по формуле 1.1. Для расчета индекса применима следующая формула:

$$\text{ИЦ}_{\text{баз}} = \frac{\sqrt{\text{Knowledge}_{LV} \times \text{Knowledge}_{IM}} + \sqrt{\text{Use}_{LV} \times \text{Use}_{IM}}}{2}, \quad (1.2)$$

где KnowledgeLV и KnowledgeIM — стандартизированные значения соответственно уровня и важности по первому параметру из раздела «Знания»,

UseLV и UseIM — аналогично по второму параметру из раздела «Трудовая деятельность».

В целях проверки полученных результатов вводятся дополнительные показатели, учитывающие отдельные аспекты заданного параметра исследования:

1. Индекс важности – рассчитывается как среднее между KnowledgeIM и UseIM;
2. Индекс уровня – рассчитывается как среднее между KnowledgeLV и UseLV;
3. Индекс знаний – рассчитывается как среднее между KnowledgeLV и KnowledgeIM;
4. Индекс использования – рассчитывается как среднее между UseLV и UseIM.

Все рассматриваемые показатели могут принимать значения от 0 до 100.

Другой существующий метод анализа и оценивания цифровых компетенций работников Черчмена-Акоффа подразумевает ранжирование данных посредством экспертных оценок [Золотухина Ю.В., с. 135]. Данный метод может быть трудоемким при большой выборке данных, что нивелируется посредством группировки исходных данных по установленным признакам. Так, исходные данные формируются в группы компетенций, распределяются между объектами исследования. Далее производится количественная неотрицательная оценка альтернативных вариантов по предпочтительности, при этом экспертные оценки подвергаются корректировке.

Метод Черчмена-Акоффа предполагает ранжирование альтернативных вариантов по предпочтительности. Пусть вариант a_1 является предпочтительнее остальных вариантов. Тогда эксперт корректирует оценки согласно следующему неравенству:

$$\varphi(a_1) > \sum_{i=2}^N \varphi(a_i), \quad (1.3)$$

где a_i – альтернативные варианты ранжирования.

В случае, если вариант a_2 менее предпочтительнее варианта, то значение функции $f(a_1)$ больше значения функции $f(a_2)$. В противном случае выполняется следующее неравенство и происходит корректировка оценок:

$$\varphi(a_1) \leq \sum_{i=2}^N \varphi(a_i), \quad (1.4)$$

где a_i – альтернативные варианты ранжирования.

При этом оценка одновременной реализации альтернативных вариантов

a_1 и a_2 равняется сумме функций $f(a_1)$ и $f(a_2)$.

Если альтернативный вариант a_1 менее предпочтителен, чем сумма остальных вариантов, то исключается последний альтернативный вариант из суммы и осуществляется сравнение с суммой остальных альтернативных вариантов. В случае, если вариант a_1 на каком-то шаге оказался предпочтительнее суммы остальных альтернативных вариантов и для оценок это соотношение подтверждается, то вариант a_1 необходимо исключить. Данный процесс продолжается до тех пор, пока последовательно не будут просмотрены все альтернативные варианты. В результате уточненные оценки суммируются в каждой укрупненной группе компетенций, осуществляется анализ полученных результатов.

Таким образом, в рамках дальнейшего анализа спроса на цифровые навыки будет применен подход классификации цифровых навыков по уровню владения цифровыми навыками на основе классификации ВШЭ, а также метод измерения цифровых навыков, основанный на методе Лукьяновой А.Л.

1.3. ОБЗОР ИССЛЕДОВАНИЙ О ВЛИЯНИИ ЦИФРОВИЗАЦИИ НА ПОКАЗАТЕЛИ СПРОСА НА РЫНКЕ ТРУДА

В настоящее время понятие цифровизации представители экономической науки раскрывают с разных аспектов. Так, цифровизацию рассматривают как новую эпоху, основанную на больших данных и соответствующих технологиях, обосновывая свою позицию указанием, что, по большому счёту, цифровизация не приводит к деиндивидуализации. Наоборот, повышается эффективность производства, его объёмы, что способствует успешной реализации индивидуального подхода в любой сфере деятельности современного человека [Никулина Т.В., Стариченко Е.Б., с. 108]. Авторы данного определения рассматривают цифровизацию в контексте образовательной среды. Следующее определение цифровизации рассмотрено только с точки зрения бизнес-процессов: цифровизация — это использование цифровых технологий для

изменения бизнес-модели и предоставления новых возможностей получения дохода и создания ценности; это процесс перехода к цифровому бизнесу [Глоссарий Gartner].

Наиболее общее определение цифровизации представлено в статье Кондратьевой М.А. и Комахиной А.В.: цифровизация – процесс перехода на цифровые технологии, распространяющийся на все сферы жизни общества, в результате чего появляется возможность использования новейших технологий для наиболее эффективного выполнения операций, а также возможность использования цифровых технологий для осуществления деятельности, осуществление которой ранее не было возможным [Кондратьева М.А., Комахина А.В., с. 138].

Исследования влияния цифровизации на спрос рынке труда часто сопровождаются изучением влияния различных аспектов и факторов цифровизации на заработные платы и показатели занятости. Аспекты цифровизации включают в себя компьютеризацию, цифровые навыки, использование широкополосного интернета, использование информационно-коммуникационных технологий, а также, их роль в динамике производительности труда.

Первым аспектом цифровизации является компьютеризация, то есть повсеместное внедрение компьютеров и компьютерных систем, как в целях автоматизации производственных процессов, так и в личных целях. Широко известное исследование специалистов Оксфордского университета Карла Фрея и Майкла Осборна показало, что сорок семь процентов от общего числа рабочих мест в США подвержены риску компьютеризации [Frey, с. 41]. Ученые использовали методологию ранжирования профессии по категориям, используя базу данных O*NET OnLine (далее O*Net), разработанную Министерством труда США и содержащую характеристики каждого вида деятельности. На основе данных характеристик оценивалась доля занятости, которую в течение некоторого количества лет потенциально может заменить компьютерный капитал, с точки зрения технологических возможностей. Анализ модели

показал, что большинство работников сферы логистики и большая часть офисных и административных работников, выполняющих вспомогательные функции, подвержены риску.

Также авторы оценили взаимосвязи между вероятностью компьютеризации, заработной платой и уровнем образования. Таким образом, если профессия мало связана с творческим интеллектом, задачами когнитивного характера, для которых необходима соответствующая квалификация, то существует высокая вероятность того, что она будет автоматизирована в ближайшем будущем.

Методология ранжирования профессий Фрея и Осборна, также, была апробирована на данных других стран. Для стран Европейского союза доля рабочих мест под риском автоматизации составила от сорока семи процентов до более шестидесяти процентов [Bowles, 2014]. Более того, результаты показали, что южная часть Европы наиболее подвержена замещению. Анализ данных Германии показал риск для 59% занятых [Brzeski, Burk, с. 1], соответствующая доля риска «быть замененными» для занятого населения Финляндии составляет 35%, а для Норвегии – 33% [Pajarinen, Rouvinen, с. 6]. Исследование стран Ассоциации государств Юго-Восточной Азии показало, что 56% всех рабочих мест подвержены высокому риску автоматизации в ближайшие пару десятилетий [Chang Huynh, с. 12].

Используя методологию ранжирования, предложенную Фреем и Осборном, Земцов, также, проанализировал влияние фактора компьютеризации на спрос. Согласно результатам, вероятность автоматизации рабочих мест в России составляет 27.6% [Земцов, 2017, с. 12]. В целом, большинство территорий России характеризуется высокими рисками, связанными с автоматизацией, и недостаточными ресурсами для адаптации. Это особенно прослеживается в некоторых республиках Северного Кавказа, азиатской части России и старопромышленных центрах на северо-западе европейской части страны. Однако как подтверждает недавнее исследование [Земцов, 2019, с. 94], некоторые регионы, прежде всего, характеризующиеся крупными

агломерациями, диверсифицированной деятельностью и развитой информационно-коммуникационной инфраструктурой, демонстрируют возможности для формирования новых отраслей, соответственно и рабочих мест.

Учитывая результаты исследований, в особенности, полученные при использовании методологии ранжирования профессий, разработка и полномасштабное внедрение компьютерных технологий воспринимается скорее, как угроза технологической безработицы, нежели чем способ достижения всеобщего благосостояния. Однако, несмотря на широкое использование данной методологии, существует ряд работ, содержащих критику и реализующих иные подходы. Основная критика связана с тем, что компьютеризация чаще всего направлена на оптимизацию определенных задач, а не целых профессий. Так как специализация подразумевает выполнение набора физических или когнитивных операций, не все из которых возможно легко автоматизировать. В некоторых случаях человеческий труд может дополнять новые технологии. Таким образом, потенциал оптимизации целых рабочих мест может быть намного ниже, чем предполагалось [Arntz, с. 3]. Например, вместо того, чтобы заменить профессию “Бухгалтер”, компьютеры, большие данные, цифровые технологии и автоматические аналитические инструменты изменяют структуру задач бухгалтерского учета. Таким образом, использование навыков работы с технологиями, включая ИКТ, становится основой при выполнении задач во многих профессиях.

Основываясь на предположении об изменении структуры задач, а не самих профессий, появился подход, основанный на задачах, требуемых определенного набора навыков в зависимости от специальности [Richins, с. 1]. Данная логика соотносится со спецификой современных профессий. В обязанности специалистов из разных сфер входит решение не одной, а нескольких взаимосвязанных задач, требующих соответствующих навыков [Волгин А. Д., с. 346].

Результаты исследований, использующих подход, основанный на задачах

(навыках), показывают более низкие значения доли профессий, которые можно автоматизировать, по сравнению с подходом, основанном на профессиях. Например, Арнц в своей статье повторил методологию Фрея и Осборна, однако произвел ранжирование на основании задач, а не профессий. Согласно результатам, в среднем в двадцать одной стране, входящим в ОЭСР, только 9% рабочих мест можно автоматизировать [Arntz, с. 4]. Однако, исследователи принимают во внимание достаточную высокую неоднородность среди стран выборки. Например, доля автоматизированных рабочих мест в Корее составляет 6% в то время, как в Австрии – 20%.

Другим важным аспектом цифровизации являются цифровые навыки, которые часто предъявляются работодателями. А.Д. Волгин и В.Е. Гимпельсон в своей статье анализировали востребованность навыков на рынке труда [Волгин А. Д., с. 343]. Авторы оценили навыки из базы компании HeadHunter, отбирая их по ключевым словам. Согласно результатам, количество и частота компьютерных навыков составляет 31% всех упоминаний. Данная группа навыков является третьей по популярности у работодателей после социальных и профессиональных, требующих среднюю квалификацию.

А.Лавриненко и Н. Шматко в своей статье анализируют влияние таких аспектов цифровизации как искусственный интеллект, большие данные, интернет вещей, блокчейн, на востребованность цифровых навыков в финансовой сфере [Лавриненко А., с. 42]. Авторы использовали методы текст-майнинга, анализа кейсов и экспертных интервью для анализа компетенций, предъявляемых к кадрам. Результаты показали, что основной функционал по сбору и первичному анализу данных возьмут авторизированные системы, однако будут выступать в роли вспомогательных инструментов. Анализ требований, предъявляемых к должности “Менеджер по продажам”, проведенный на данных из базы HeadHunter показал, что навыки работы с компьютером, офисным оборудованием и специализированными программами, такими как 1С, являются наиболее востребованными [Баева О. Н., с. 846].

Исследование отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы

также является важной частью определения спроса на рынке труда. А. Крюгер в своем исследовании изучал отдачу на заработную плату от использования компьютера на рабочем месте работниками в США [Krueger A. B., с. 33]. Использование компьютеров было проинтерпретировано как наличие компьютерных навыков. Результаты показали, что данные цифровые навыки имеют отдачу на заработную плату более, чем на 15%. Исследование, проведенное на данных Великобритании показало, что более высокая заработная плата наблюдается у работников с продвинутыми компьютерными навыками [Borghans L., с. 16]. Исследование рынка труда в Канаде показало, что работники с компьютерными навыками зарабатывают на 13.5 % выше, чем те, у кого их нет [Pabilonia S. W., с. 7].

Исследование, проведенное на российских данных, показало, что отдача от специализированных компьютерных навыков на заработную плату составляет 5,8 %. Однако, при сочетании данных навыков с другими отдача увеличивается в зависимости от профессии. Например, при сочетании с таким навыком, как клиентоориентированность, отдача увеличивается до 28 %, в случае с навыком управления персоналом - на 15,1 %, сочетание с когнитивными и финансовыми навыками дает отдачу 12,5 % и 7,6 % на заработную плату [Волгин, с. 365].

Резюмируя вышесказанное, существуют различные подходы к оценке влияния цифровизации на спрос на рынке труда. Подход, основанный на профессиях, получил широкое распространение в различных кругах как научных, так и ненаучных. Однако он был раскритикован за субъективную, ручную «маркировку» того, подвергаются ли профессии полной автоматизации. Таким образом, в данном случае выводы о востребованности профессий не всегда являются достоверными. Подход ранжирования задач и фокус на навыках, применяемых в профессии, является более точным при определении как спроса на них среди работодателей, так и при определении отдачи на заработную плату. Рассматривая цифровые навыки в отдельности, можно сделать вывод об их востребованности как в выборках, состоящих из всех

профессий, так и среди отдельных профессиональных групп, в особенности в области управления и администрирования, продаж и цифровых технологий. Также, в научной литературе присутствуют доказательства достаточно высокой отдачи на цифровые навыки (компьютерные навыки) в терминах заработной платы работников разных стран, включая Россию.

Также, следует учитывать и пространственную неоднородность в спросе на цифровые навыки. Различные регионы могут иметь разные потребности в цифровых навыках и различную степень развития цифровой экономики. В этой связи существуют несколько подходов, позволяющие учесть данную неоднородность и региональные особенности, такие как пространственная эконометрика, модель конвергенции и кластерный анализ.

Так, Буфетова А.Н. В своем исследовании использует инструменты пространственной эконометрики, а именно аппарата цепей Маркова, для анализа распределения экономической активности в российских регионах. В то время как Холодилин К.А., Ощепков А., Силиверстовс Б. выявили, что развитые регионы, которые граничат с другими развитыми регионами, проявляют большую степень конвергенции, в то время как между слаборазвитыми регионам наблюдается слабая связь.

Подход к изучению спроса на основе кластерного анализа был использован в работах российских экономистов. Например, в исследовании Земцова С. П. типология кластеризации основывалась на принципе выделения регионов разного инновационного потенциала [Земцов С.П., Баринаова В.А., с. 77].

В общем смысле кластер представляет собой группу или совокупность элементов, которые объединены общими характеристиками, взаимодействием или пространственным расположением. При этом регион — это один из разновидностей кластеров, который характеризуется концентрацией относительно равной экономической активности [Marshall; Krugman]. Именно на региональном уровне чаще реализуются государственные программы. Их объектами воздействия являются фирмы. В целом, влияние через

государственные структуры приводит к трансформации спроса и предложения работников на локальных рынках труда. Например, на уровне регионов реализуются программы, ориентированные на развитие высокотехнологичного бизнеса в рамках инновационного развития российских регионов, что также предполагает и подготовку высококвалифицированных кадров [Рейтинг инновационного развития...]. Так, рынок рабочей силы под воздействием структурных изменений также реагирует в соответствии со спросом, который предъявляют предприятия к работникам.

В то же время кластерная структура региона определяет востребованность на работников определенных профессионально-квалификационных групп. В частности, Хамермеш отмечает, что неоднородность в спросе на труд предполагает разброс в спросе на навыки, что также связано и с их отраслевой принадлежностью. Так, некоторые регионы могут испытывать более высокий спрос на цифровые навыки, связанный с концентрацией IT-индустрии или других цифровых отраслей, в то время как другие регионы могут быть менее развитыми в этом отношении [Кравченко и др., с. 80].

Также, Хамермеш отмечает, что низкоквалифицированный труд более легко заменим физическим капиталом в отличие от квалифицированного труда. Так, цена труда работника, обладающего специфичным человеческим капиталом, который востребован только в определенных отраслях, оказывается менее эластична в терминах заработной платы. Также гетерогенность труда отражается в различиях полезности от работников разного уровня подготовки, то есть их отдачи на прибыль компании с позиции работодателя.

Кластерный анализ регионов на основе инновационного потенциала включает в себя оценку различных факторов, которые могут влиять на развитие инноваций и технологических проектов, требующих также владения цифровыми навыками. Так, согласно программе «Цифровая экономика РФ», ускоренное внедрение цифровых технологий в экономике и социальной сфере создаст условия для высокотехнологичного бизнеса. Также из обращения

генерального директора GeekBrains Волчек А. следует, что “в авангарде технологической революции окажутся те экономики, где IT-специалисты, учёные, инженеры и техники смогут быстро адаптировать промышленность, телекоммуникации, транспорт, финансовый сектор и сферу услуг к постоянно возникающим инновациям” [Востребованность цифровых профессий..., с. 3].

Стоит отметить, что в своем исследовании Уринсон Я.М. и Панфилов К.С. рассматривали цифровизацию как фактор развития инновационных стратегий различных стран и пришли к выводу о том, что создание цифровых технологий и встраивание их в экономику становится главной целью инновационного развития. Ценность цифровых технологий обусловлена возможностью их применения в большинстве традиционных сфер инновационного и технологического развития. Увеличение возможностей обработки и хранения разнородной информации позволяет совершенствоваться и получать качественно новые результаты в образовании, медицине и других отраслях социальной сферы [Уринсон Я.М., Панфилов К.С., с. 123].

Таким образом, цифровые технологии в настоящее время выступают одним из ключевых направлений инновационного развития. Исходя из этого, можно сделать вывод о том, что в регионах с высоким уровнем инновационного развития востребованность на цифровые навыки выше.

При оценивании инновационного уровня развития региона необходимо учитывать как общие факторы социально-экономической среды, так и специфические компоненты инновационной сферы (условия развития высокотехнологичного бизнеса и конкретных проектов).

На основании указанной выше информации, в таблице 1.2 представлена характеристика факторов инновационности на региональном уровне.

Стоит отметить, что регионы России разнородны по качеству человеческого капитала [Зубаревич, 2010], качеству институтов [Баранов, 2015], уровню креативности, способности быстро осваивать новые технологии [Бабурин, Земцов, 2014], в связи с чем, процесс анализа и оценивания уровня инновационного развития регионов усложняется.

Характеристика факторов инновационности региона

Фактор	Характеристика	Показатели
региональный профиль	отражает общие социально-экономические условия в регионе	ВРП на душу населения, доля добывающей и обрабатывающей промышленности в ВРП, среднегодовая численность занятых в экономике, среднемесячная номинальная начисленная заработная плата одного работника
инвестиционный потенциал	отражает аспекты инвестиционного климата, привлекательности и рисков для инвесторов	инвестиции в основной капитал на душу населения; доля инвестиций в ВРП; доходы консолидированного бюджета региона на душу населения; доля прибыльных предприятий
кадровый потенциал	отражает обеспеченность региона трудовыми ресурсами	доля населения, имеющего высшее профессиональное образование, в общей численности занятых в экономике; удельный вес образовательных учреждений в общем числе организаций региона; доля расходов консолидированных бюджетов регионов на образование в ВРП
научный и инновационный потенциал	уровень развития высокотехнологичного бизнеса в регионе	доля организаций, выполнявших научные исследования и разработки; доля персонала, занятого исследованиями и разработками; инновационная активность организаций; доля затрат на технологические инновации в ВРП
цифровая инфраструктура	уровень цифровизации экономики региона	доля организаций, использующих Интернет, в том числе с широкополосным доступом; число персональных компьютеров на 100 работников; доля затрат организаций на информационные и коммуникационные технологии в ВРП

Источник: составлено авторами.

В целях осуществления кластеризации по инновационному признаку представителями научного сообщества выделяются основные принципы, на основании которых строится дальнейший анализ. Так, в работе Земцова С. П. типология кластеризации основывалась на принципе выделения регионов разного инновационного потенциала с различной специализацией экономик: создатель и потребитель новых технологий [Земцов С.П., Барина В.А., с. 77].

В рамках данной типологии были использованы группы переменных и индикаторы для кластерного анализа, представленные в таблице 1.3:

Группы переменных и индикаторы для кластерного анализа

Группа переменных	Индикаторы
человеческий потенциал, образование и агломерационные эффекты	доля занятых горожан с высшим образованием, доля студентов в населении
потенциал создания новых знаний и технологий	доля занятых в НИОКР, число потенциально коммерциализируемых патентов
потенциал внедрения технологий	отношение числа использованных патентов к числу выданных, доля обрабатывающей промышленности в ВРП
потенциал диффузии инноваций и потребления ИКТ	доля занятых в сельском хозяйстве, уровень интернетизации

Источник: [Земцов С.П., Баринаева В.А., с. 77].

Другим принципом кластеризации регионов по инновационному признаку могут выступать коэффициент региональной локализации, высокотехнологичного бизнеса [Юсупова А.Т., Халимова С.Р., с. 80], рассчитанный как отношение общей выручки региональных высокотехнологичных компаний к ВРП с аналогичным показателем для России в целом по следующей формуле:

$$\text{Коэффициент РЛ НТВ}_i = \frac{\text{Общая выручка НТВ}_i \div \text{ВРП}_i}{\text{Общая выручка НТВ}_{\text{РФ}} \div \text{ВРП}_{\text{РФ}}}, \quad (1.5)$$

где коэффициент РЛ – коэффициент региональной локализации,

НТВ – высокотехнологичный бизнес.

Данный коэффициент показывает, насколько масштабы регионального высокотехнологичного бизнеса сопоставимы с его общенациональным уровнем. Далее в соответствии с полученными значениями выделяются группы регионов, проводится статистическая оценка на основе выборки показателей соответствующих факторов инновационности региона.

Таким образом, в рамках данной главы сформулировано определение спроса на цифровые навыки, рассмотрены основные подходы к классификации цифровых навыков и проведен обзор исследований о влиянии цифровизации на спрос на региональных рынках труда.

ГЛАВА 2. ИНСТРУМЕНТАРИЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ СПРОСА НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ НА РЫНКЕ ТРУДА В РЕГИОНАХ РОССИИ

2.1. МЕТОДЫ И ПОДХОДЫ К ОЦЕНКЕ СПРОСА НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ В РЕГИОНАХ РОССИИ

Согласно проанализированной литературе, спрос на рынке труда в регионах России является неоднородным. Для оценки неоднородности спроса на цифровые навыки применяются различные подходы, которые позволяют выявить особенности и зависимости между регионами. Регионы внутри страны могут значительно отличаться по экономическим, социальным и демографическим характеристикам, что влияет на требования к рынку труда. Это вызывает необходимость исследования различных подходов и инструментов для выявления и понимания неоднородности спроса на труд в регионах. Мы будем фокусироваться на методах, которые широко применяются в экономическом анализе и позволяют выявить различия в спросе на труд между регионами. Выбор правильного инструмента или подхода имеет решающее значение для выявления различий в спросе на труд между регионами, а также достижения точности и надежности результатов в целях формирования релевантных рекомендаций и стратегий.

Существует ряд подходов к изучению взаимозависимостей при исследовании межрегиональных экономических процессов:

1. **Пространственная эконометрика.** Основная предпосылка пространственной эконометрики состоит в том, что исследуемые показатели могут быть автокоррелированы в пространстве, то есть наблюдения изучаемых показателей в пространстве и их динамика не случайны, так как определяются региональной принадлежностью. При этом существует ряд недостатков применения данного подхода для описания процессов, происходящих в больших неоднородных странах, таких как Россия [Демидова О.А., с. 119].

2. **Модель конвергенции.** При данном подходе игнорируется

возможность пространственного взаимодействия, поскольку неявно предполагается, что регионы в рассматриваемой экономической системе представляют собой независимые географические единицы. Однако, такие факторы как мобильность капитала и трудовых ресурсов, распространение знаний и технологий, транспортные затраты – существенно влияют на межрегиональное взаимодействие, а значит и на основные показатели регионов и темпы их роста [Экономико-географические..., с. 84]. Стоит отметить, что модели конвергенции российских регионов в своих исследованиях использовали Коломак Е., Иванова В., Михайлова Т., Ощепков А., Вакуленко Е.

3. Кластерный анализ. Применение данного подхода позволяет на основе статистических данных по различным показателям социально-экономического развития регионов объединить отдельные регионы в целевые кластеры, что упрощает дальнейший анализ схожих групп регионов по определенным признакам. Стоит отметить, что кластерный анализ обладает рядом преимуществ по сравнению с вышеперечисленными методами. Кластерный анализ позволяет выявить множество различных групп регионов с уникальными потребностями и особенностями спроса на труд. Это позволяет более эффективно распределить ресурсы и сфокусировать усилия на наиболее значимых областях по ряду причин.

Во-первых, кластерный анализ позволяет учитывать неоднородность в данных и выделять группы регионов со схожими характеристиками. Это позволяет более детально и глубоко изучать различия и сходства между регионами в контексте спроса на труд, а также выявлять скрытые паттерны и особенности, которые могут быть упущены при использовании других подходов. Так, географическое расположение региона может оказаться менее значимым фактором при классификации регионов по их цифровому потенциалу.

Во-вторых, кластерный анализ предоставляет гибкий инструмент для анализа спроса на труд. Он позволяет исследователям выбирать различные методы кластеризации, выделять ключевые факторы и метрики, а также

устанавливать необходимое количество кластеров в зависимости от метода. Все это способствует выявлению сложных взаимосвязей между исследуемыми регионами.

В-третьих, применение этого подхода может помочь в понимании какие навыки и качества востребованы в каждой группе регионов, что способствует разработке более адресных стратегий подготовки и развития кадров с необходимыми навыками. Это способствует эффективному использованию ресурсов и улучшению соответствия между спросом на труд и предложением со стороны работников.

В отличие от метода конвергенции и пространственной эконометрики, которые склонны усреднять данные и упрощать сложные взаимосвязи между регионами, кластерный анализ предлагает более детальное и гранулированное представление неоднородности спроса на труд. Он позволяет увидеть многообразие ситуаций и характеристик на региональном уровне, что особенно важно при разработке политик и программ, учитывающих различия и потребности разных регионов.

Таким образом, кластерный анализ представляет собой мощный инструмент для изучения неоднородности спроса на труд в регионах России. Он позволяет выявить группы регионов со схожими характеристиками и потребностями в рабочей силе, что помогает формировать более целевые и эффективные стратегии развития рынка труда на региональном уровне.

В рамках данной работы была осуществлена кластеризация регионов по уровню инновационного развития в связи с тем, что цифровизация, которая представляет собой цифровые технологии, цифровую инфраструктуру и цифровые навыки, является важным элементом инновационного развития [Уринсон Я.М., Панфилов К.С, 2020]. Выбор методологии деления регионов на инновационные кластеры основывается на предположении о том, что в регионах с высоким уровнем инновационности уровень цифровизации выше. Вместе с тем при увеличении уровня инновационного развития происходит качественное развитие цифровой инфраструктуры [Земцов С.,

Баринова В., Семёнова Р, 2019].

Для выделения наиболее усредненных регионов по показателям инновационного и цифрового развития использовался метод кластеризации k-means. Для этого были выбраны следующие показатели (таблица 2.1):

Таблица 2.1

Показатели инновационного и цифрового развития, на которых основана кластеризация регионов

Фактор	Показатели	Источники
цифровой потенциал	удельный вес организаций, использовавших специальные программные средства [CRM, ERP, SCM и др.] в общем числе обследованных организаций, %	Blank, G, M Graham, and C Calvino. 2017
	доля организаций, использующих Интернет, в том числе с широкополосным доступом, %	Земцов и др., 2016,
	число персональных компьютеров на 100 работников, %	Земцов и др., 2016,
кадровый потенциал	удельный вес занятого городского населения с высшим образованием, в общем числе занятых работников городского населения, %	Земцов и др., 2016, Земцов 2018, Perret 2013, Комарова, Крицына 2012
	численность персонала, занятого научными исследованиями и разработками [исследователи], на 1000 занятых, человек	Земцов 2013
научно-технический потенциал	удельный вес организаций, осуществляющих технологические инновации, в общем числе обследованных организаций, %	Архипова, Карпов 2012, Суслов 2007
	количество выданных патентов на изобретения, на 1000 занятых, штук	Jaffe 1989; Feldman Florida 1994; Bottazzi, Perri 2003; Штерцер 2005
	уровень инновационной активности организаций, %	Архипова, Карпов 2012, Суслов 2007

Источник: составлено авторами.

Для кластеризации были использованы данные за 2021 год по вышеперечисленным показателям 83 субъектов России. Еврейская автономная область и Чукотский автономный округ были исключены из выборки из-за отсутствия данных.

С помощью метода k-means (к-средних) для каждого кластера вычисляется центроид – центр масс, который определяется с помощью подбора

оптимального значения. Для этого определяются случайные начальные центроиды, для каждого из которых на следующих итерациях происходит перемещение в границах одной группы. На каждой итерации происходит перерасчет оптимального значения, который определяется методом вычисления средних значений для каждого объекта, входящего в кластер. Чем ближе объект оказался к центроиду, тем выше вероятность, что он принадлежит к этому кластеру. Завершением алгоритма считается ситуация, когда при перемещении центра масс кластера не изменяются.

Модель k-means позволяет с помощью минимизации квадратов расстояний (суммы отклонений) между многомерными характеристиками, представленными одним числовым вектором, измерить сходство объектов методом Евклида. Для этого в качестве входных данных мы должны указать оптимальное количество кластеров, а также количество итераций для выбора случайных точек для расчета центроидов.

Для расчета первого параметра был построен график в целях определения количества кластеров. Данный график показывает, что, начиная от количества кластеров равного пяти, сумма квадратов расстояний между ними становится уже незначительной. Это говорит между этими группами небольшая по выбранным показателям (рисунок 2.1).

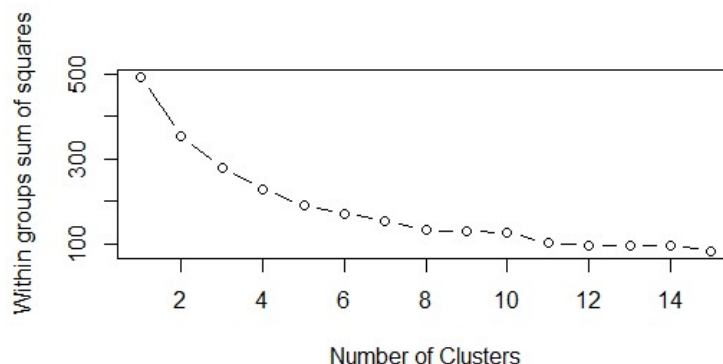


Рис. 2.1. Выбор оптимального количества кластеров

Источник: составлено авторами на основе [Сайт федеральной службы..., <https://rosstat.gov.ru/>].

по каждому из исследуемых факторов для каждого кластера. Отрицательный знак перед показателем указывает на то, что по этому фактору объекты в кластеры характеризуются уровнем ниже среднего, тогда положительный, напротив, характеризует, что регион характеризуется показателями инновационности выше среднего. Так, для наименее инновационных кластеров по пяти из восьми показателей наблюдаются отрицательные значения, хотя для регионов с уровнем инновационности ниже среднего выявлена такая же закономерность, тем не менее отклонение от среднего ниже, чем для наименее инновационных регионов (таблица 2.2).

Таблица 2.2

Показатели среднего в разрезе по исследуемым кластерам

Кластер по уровню инновационности	Регионы ниже среднего	Регионы-лидеры	Регионы-аутсайдеры	Регионы средние
удельный вес занятого городского населения с высшим образованием, в общем числе занятых работников городского населения, %	-0,40	0,78	1,39	-0,19
удельный вес организаций, использовавших специальные программные средства, в общем числе обследованных организаций, %	0,19	0,14	-1,36	0,24
доля организаций, использующих интернет, в том числе с широкополосным доступом, %	0,80	0,78	0,73	0,80
число персональных компьютеров на 100 работников, %	0,54	0,71	0,56	0,56
количество выданных патентов на изобретения, на 1000 занятых, штук	-0,37	2,31	-0,71	0,22
численность персонала, занятого научными исследованиями и разработками [исследователи], на 1000 занятых, человек	-0,38	3,02	-0,53	0,03
удельный вес организаций, осуществляющих технологические инновации, в общем числе обследованных организаций, %	-0,61	1,00	-0,97	0,84
уровень инновационной активности организаций, %	-0,51	0,56	-1,16	0,89

Источник: составлено авторами на основе [Сайт федеральной службы..., <https://rosstat.gov.ru/>].

Таким образом, в рамках анализа определяется только кластер со средними показателями инновационности, исключая лидеров, аутсайдеров, а также регионы с показателями ниже среднего. После сбора необходимой информации о вакансиях по профессиям из выборки, последующей первичной обработки данных и осуществления кластеризации регионов России, была получена база микроданных, состоящая из:

- профессиональных групп согласно O*Net,
- запрашиваемых работодателями навыков,
- заработной платы,
- кластеров, полученных согласно кластеризации, описанной выше,
- уровня образования,
- опыта работы (1–3 лет, 3–6 лет, более 6 лет),
- индекса важности навыка “Работа с компьютерами” O*Net,
- индекса уровня важности навыка “Работа с компьютерами”

согласно O*Net.

Всего в выборку данных вошло 538 505 вакансий и 2 344 112 навыков. Перед проведением анализа описательных статистик данных по запрашиваемым цифровым навыкам, в том числе по их количеству и частоте запросов, была разработана классификация цифровых навыков на основе методологии, используемой в рамках Мониторинга научных кадров высшей квалификации (НИУ ВШЭ). Перечень базовых и продвинутых цифровых навыков составлен с учетом базы навыков, используемых в проекте O*NET для описания требований, предъявляемых работодателями к профессиям из кластера “Наука, технологии, инженерия и математика” [Волкова Г.Л., Шматко Н.А., с. 1]. Таким образом, для дальнейшего анализа был составлен перечень базовых и продвинутых навыков к профессиям по переменной “Работа с компьютерами” с важностью более восьмидесяти. Стоит отметить, что большинство профессий из кластера “Наука, технологии, инженерия и математика” входят в список профессий по переменной “Работа с компьютерами”. В него вошли следующие профессиональные группы:

Менеджмент (11.), 15 Компьютерная математика (15.), Архитектура и инженерия (17.) и Профессии в биологических, физических и общественных науках (19.). В данном исследовании использована классификация цифровых навыков на основе уровня их владения. Так же, как и в исследовании НИУ ВШЭ, классификация составлялась на основании самых распространенных требований по задачам и навыкам согласно O*Net. В таблице 2.3 представлен перечень базовых и продвинутых цифровых навыков, на основе которого осуществлен анализ спроса на цифровые навыки.

Таблица 2.3

Перечень базовых и продвинутых цифровых навыков к профессиям по переменной “Работа с компьютерами”

Базовые цифровые навыки	Продвинутые цифровые навыки
работа с офисным пакетом приложений: текстовые редакторы (MS Word и др.), электронные таблицы (MS Excel и др.), презентации (MS Power point и др.) и совместная работа с файлами (Google docs, Dropbox и др.)	программы для создания и редактирования изображений, графические редакторы (Microsoft Visio, Adobe Photoshop, CorelDRAW и др.)
поиск и базовый анализ данных (Google, Bing, Yahoo!, MS Excel и др.)	программы для продвижения продукта в интернете, анализа контента и SMM (CMS, Canva, Statusbrew, Keyhole, Buffer и др.)
-	системы управления базами данных (Microsoft Access, SQL и др.)
-	языки программирования (C++ / C#, Java, R, Perl, Python, Verilog и др.)
-	различные операционные системы (Linux, Ubuntu, Solaris и др.)
-	создание Web-платформ и страниц (HTML, JavaScript, PHP, CSS и др.)
-	системы автоматизированного проектирования (AutoCAD, CATIA, Revit и др.)
-	программное обеспечение для управления проектами (Microsoft Project, Primavera и др.)
-	программы для управления ресурсами предприятия (SAP, Oracle EnterpriseOne, 1C, Microsoft Dynamics и др.)

Источник: составлено авторами на основе [Волкова Г.Л., Шматко Н.А., с. 2] и [The Occupational Information..., <https://www.onetonline.org/>].

После проведения анализа количества и частоты запрашиваемых цифровых навыков, была определена ценность цифровых навыков в рамках анализа отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы в региональном разрезе. В этой связи, была составлена эконометрическая модель, внешне напоминающая минцеровское уравнение, для анализа зависимости уровня заработной платы от факторов, характеризующих квалификацию, опыт работы кандидата, важность и уровень владения навыками работы с компьютером в исследуемых профессиях. Стоит отметить, что из-за отсутствия данных по заработной плате для некоторых вакансий, выборка для регрессионного анализа была сокращена до 395392 наблюдений. Уравнение регрессии имеет следующий вид:

$$\ln(\text{Зарплата}) = B_0 + B_1 * \text{Образование} + B_2 * \text{Опыт работы} + B_3 * \text{Индекс важности навыка "Работа с компьютерами" в профессии} + B_4 * \text{Индекс уровня навыка "Работа с компьютерами", требуемый в профессии}.$$

Продолжая работать с моделью, необходимо проверить наличие автокорреляции и гетероскедастичности в данных. Были использованы следующие тесты:

1. Тест Бройша Годфри показал, что в данных фактически имеется автокорреляция или последовательная корреляция.
2. Тест Бройша-Пагана LM тест показал, что данные гетероскедастичны.

Чтобы решить эти проблемы при оценивании модели были использованы не обычные стандартные ошибки, а устойчивые к гетероскедастичности и автокорреляции (has standard errors).

2.2. ДАННЫЕ, ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ ДЛЯ ОЦЕНКИ СПРОСА НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ В РЕГИОНАХ РОССИИ

Спрос на навыки трудно поддается измерению и анализу. В частности,

это почти нереализуемо с помощью официальной стандартной статистики, включающей агрегированные данные по регионам России. Однако, относительно недавно стало возможно посчитать не только количество требуемых навыков, но и появились оценки отдачи от владения конкретными навыками [Сорокин П. С., с. 19]. Таким образом, основной задачей данной работы является не просто проанализировать количественные показатели запрашиваемых цифровых навыков, но оценить отдачу на цифровые навыки в терминах заработной платы в региональном разрезе.

Для проведения анализа спроса на региональных рынках труда необходимо посчитать количество и частоту упоминаний конкретных навыков в вакансиях по ряду профессий. Данный метод был апробирован в ряде исследований, посвященных определению спроса на навыки на рынке труда в России [Гимпельсон, с. 346]. Вакансии в данном случае являются инструментом, позволяющим сформулировать спрос на языке работодателя. Кроме того, анализ данных с площадок, предоставляющих информацию по вакансиям, приобрёл популярность в научных кругах [Баева О. Н., Шерстянкина Н. П., 2018, Волгин А. Д., Гимпельсон, 2022.]. Это, также, связано с возможностью измерения востребованности конкретных навыков в профессиях.

Список исследуемых профессий был отобран по классификатору из базы данных американского проекта The Occupational Information Network (O*NET) который представляет собой регулярно обновляющееся масштабное исследование профессий. Проект основан на данных опросов представителей разных профессий об их персональных характеристиках, таких как часто используемые навыки при выполнении задач, требования работодателей и другие.

Кроме того, подобной базы данных, включающих детальные характеристики профессий, не существует для российского рынка труда. Однако, использование данных с O*Net оправдывается схожей структурой задач, а следовательно, требований к работникам в России и США. Также,

проект O*Net используется для исследований не только рынка труда США, но и многих других стран мира [Bowles, 2014, Pajarinen, Rouvinen, 2014, Brzeski, Burk, 2015, Chang Huynh, 2016, Земцов, 2017]. Так, в своем исследовании изменения в требованиях к цифровым навыкам внутри групп профессий, а также развитие навыков в сфере информационно-коммуникационных технологий на российском рынке труда Лукьянова писала, что использование данных O*NET для анализа воздействия цифровизации на российский рынок труда является важным элементом научной новизны работы [Лукьянова А.Л., с. 92].

Для аппроксимации цифровых навыков была использована переменная “Работы с компьютерами” (Working with computers) в разделе “Рабочая деятельность” (Work activities). Согласно O*Net, данная переменная подразумевает использование компьютеров и компьютерных систем (включая аппаратное и программное обеспечение) для программирования, написания программного обеспечения, настройки функций, ввода данных или обработки информации.

Данный показатель был выбран по следующим причинам. Во-первых, узкое определение цифровых навыков обычно относится к приобретению и использованию навыков работы с компьютером или ИКТ [D, A, O'Riordan, 2015]. Во-вторых, в некоторых исследованиях цифровые навыки приравнивают к цифровой грамотности [Digital skills...]. Вместе с тем, согласно аналитическому центру НАФИ (Национальное агентство финансовых исследований), под цифровой грамотностью понимается базовый набор знаний, навыков и установок, позволяющий человеку эффективно решать задачи в цифровой среде и включающий в себя компьютерную грамотность (навыки использования компьютера) [Цифровая грамотность...]. Таким образом, навык работы с компьютером является базовым для деятельности в сфере цифровых и информационных технологий, поэтому он был выбран для составления выборки профессий. Профессии были проранжированы в соответствии с показателем важности переменной “Работа с компьютерами”. Показатель

важности указывает на степень важности конкретного дескриптора (в данном случае - “Работа с компьютерами”) для профессии. Еще одним весомым показателем из базы данных O*Net является уровень, который подразумевает требование к уровню профессионального владения навыком работы с компьютером для профессии. Для проведения анализа наиболее цифровых профессий значение важности переменной “Работа с компьютерами” должно составлять более восьмидесяти. Всего в выборку вошли 18 профессиональных групп и 213 профессий. В таблице 2.4 представлены профессиональные группы и количество профессий в них, попавшие в финальную выборку.

Таблица 2.4

Профессиональные группы и количество профессий в них

Профессиональная группа в классификаторе O*Net	Количество профессий в выборке
11 менеджмент	23
13 бизнес и финансовые операции	25
15 компьютерная математика	25
17 архитектура и инженерия	31
19 профессии в биологических, физических и общественных науках	22
21 социальные и общественные услуги	3
23 юриспруденция	1
25 обучение	16
27 искусство, дизайн, развлечения, спорт и медиа	15
29 медицинские технические специалисты	25
31 ассистенты в медицине	3
33 служба охраны	2
39 услуги по уходу и индивидуальные услуги	1
41 продажи и связанное	3
43 административная поддержка, офисные работы	13
47 строительство и промышленное производство	1
51 производство	2
53 транспортировка, логистика	2
общий итог 18	213

Источник: составлено авторами.

Следующим этапом после определения профессий является парсинг вакансий по профессиям из выборки. Приложение 3 содержит список

профессий, по которым производился парсинг. Источником данных был выбрана база компании интернет-рекрутмента HeadHunter, которая размещена на сайте hh.ru. Данный сервис представляет собой один из наиболее популярных инструментов для поиска вакансий в России и включает обширную базу данных о требованиях работодателей, включая конкретные навыки, из разных отраслей и регионов.

С помощью парсинга были собраны данные с 542 700 вакансии, что было успешно выполнено в 10 итерациях. Для отправки GET-запросов к API hh.ru и получения данных о вакансиях используется функция `requests.get()`. В то же время в коде используются библиотеки `asyncio` и `aiohttp` для асинхронных HTTP-запросов к API hh.ru, что способствует улучшению производительности. Мы указываем необходимые параметры запроса такие как фильтры по вакансиям, пагинацию и другие параметры, которые позволяют нам сформировать выборку, согласно выбранной методологии. В нашем случае мы проводили поиск вакансий по названию должности, согласно списку профессий базы O*Net с индексом важности навыков работы с компьютером от 80 до 100. Из JSON-ответов о вакансиях извлекали релевантные поля и преобразовывали в датафрейм для дальнейшего анализа. Обработка данных о вакансиях происходит пакетами, с сохранением промежуточных результатов в csv файлах. Затем мы объединили их с помощью библиотек `pandas` и `multiprocessing`. В итоге результаты были агрегированы в один выходной файл для дальнейшей обработки.

В контексте сбора данных о вакансиях с использованием API hh.ru PostgreSQL может использоваться для сохранения, хранения и управления этими данными, что представляет собой СУБД (систему управления базами данных) и может быть рассмотрена как часть цифрового продукта. Цифровой продукт, включающий базу данных на платформе PostgreSQL, обычно включает в себя несколько компонентов. В данном случае СУБД PostgreSQL служит основой для хранения и управления информацией о вакансиях, полученной с помощью API hh.ru, которая обеспечивает надежность,

масштабируемость и возможность эффективной работы с большим объемом информации. С помощью SQL-запросов можно извлекать, обновлять, удалять и делать срезы в данных. При этом в контексте использования СУБД имеет значение из каких сущностей она состоит и какие связи между ними (Приложение 4).

Таким образом, в базе данных вакансий на hh.ru присутствуют вышеперечисленные сущности. Они связаны между собой различными типами связей, включая "один ко многим" и "многие к многим". Это позволяет эффективно организовать данные и обеспечить связность информации о вакансиях, работодателях, зарплатах и других характеристиках. Таким образом, база данных вакансий на платформе PostgreSQL, используемая в цифровом продукте, представляет собой СУБД и играет важную роль в хранении, организации и управлении данными о вакансиях, полученными с API hh.ru. Она способствует обеспечению надежности и эффективности работы с информацией о вакансиях, а также обеспечивает возможности анализа и обработки этих данных для достижения поставленных целей и задач цифрового продукта. После парсинга информации о вакансиях с web-сайта hh.ru данных была получена база данных, состоящая из следующих показателей: вакансия, работодатель, профессиональная роль, регион, заработная плата, ключевые навыки, опыт работы, тип занятости, уровень образования.

Таким образом, в рамках данной работы инструментарий для оценки спроса на цифровые навыки на рынке труда в регионах России включает в себя кластерный подход к анализу региональных особенностей методом k-means, основанный на показателях цифрового, кадрового и научно-технического потенциала; подход к классификации цифровых навыков по уровню владения; метод эконометрического анализа для оценки отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы на рынке труда в регионах России; подход к сбору базы микроданных для оценки спроса на цифровые навыки на рынке труда в регионах России из открытых источников компании интернет-рекрутмента HeadHunter (сайт hh.ru).

ГЛАВА 3. АНАЛИЗ СПРОСА НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ НА РЕГИОНАЛЬНЫХ РЫНКАХ ТРУДА В РОССИИ И РЕКОМЕНДАЦИИ ДЛЯ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОЙ ПОЛИТИКИ

3.1. ОПИСАТЕЛЬНЫЕ СТАТИСТИКИ ДАННЫХ О ЦИФРОВЫХ НАВЫКАХ В РЕГИОНАХ РОССИИ

Оценка спроса на цифровые навыки на региональных рынках труда в рамках данной работы состоит из анализа региональных особенностей путем кластеризации, анализа описательных статистик данных о запрашиваемых цифровых навыках, включая их количество и частоту, и оценки отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы. Кроме того, на основе полученных результатов сформулированы рекомендации для социально-экономической политики. В данном параграфе описаны результаты анализа описательных статистик с учетом региональных особенностей.

Перед проведением анализа описательных статистик данных по запрашиваемым цифровым навыкам, была определена выборка рассматриваемых регионов путем кластеризации.

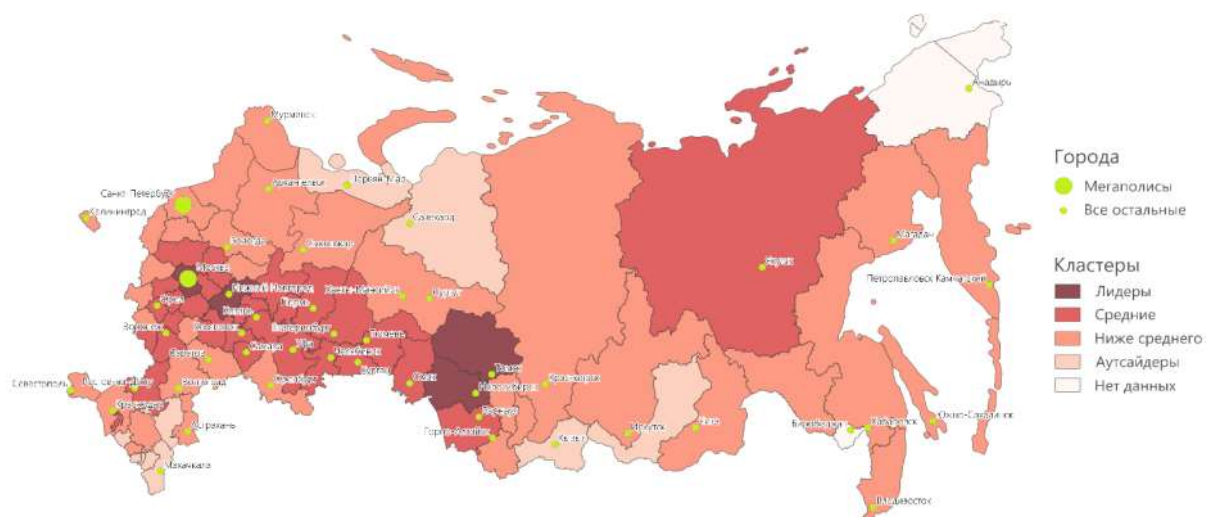


Рис. 3.3. Карта кластеров регионов РФ по состоянию на 2021 г.

Источник: составлено авторами на основе [Сайт федеральной службы..., <https://rosstat.gov.ru/>].

С помощью применения метода кластеризации k-means было сформировано четыре кластера по регионам России. На рисунке 3.1 представлен результат кластеризации регионов России по уровню инновационности по состоянию на 2021 г.

Ниже представлена характеристика четырех кластеров, сформированных по методологии k-means:

1. Регионы-лидеры: Города Москва и Санкт-Петербург были крупнейшими городами России еще в царскую эпоху, и в них сосредоточены крупнейшие промышленные предприятия и научные центры. Кроме того, Москва и Санкт-Петербург являются крупнейшими экономическими и финансовыми центрами России, что создает благоприятные условия для развития инноваций и бизнеса. Для них характерен максимальный потенциал и концентрация всех стадий инновационного цикла. Москва и Санкт-Петербург являются крупнейшими агломерациями страны, участвующие в глобальных процессах создания и распространения новых знаний, технологий и продуктов.

Нижегородская область является крупным научно-техническим центром России, в котором расположены крупнейшие научные институты и научно-исследовательские центры. В регионе развита высокотехнологичная промышленность, в том числе автомобильная, аэрокосмическая и электронная.

Новосибирская и Томская области являются крупнейшими научными центрами России в области физики, математики, биологии и медицины. В этих регионах расположены крупнейшие научные институты и университеты, которые привлекают талантливых и перспективных специалистов. Кроме того, в этих регионах развита высокотехнологичная промышленность, в том числе в области электроники, машиностроения и информационных технологий. Так, в Новосибирской области по состоянию на 2021 г. доля цифровой индустрии в валовом региональном продукте составляет 4% и превышает долю строительства или сельского хозяйства. Данные регионы обладают высоким потенциалом, высокой концентрацией человеческого капитала в крупных

агломерациях и наукоградах, развитой инфраструктурой. Согласно исследованию GeekBrains регионы данного кластера входят в топ-20 регионов с наибольшим процентом (не менее 11%) IT-вакансий от общего количества предложений.

2. Средние регионы: Тюменская область, Пермский край, Свердловская область, Республика Татарстан и Воронежская область входят в состав инновационного кластера со средними значениями, потому что они имеют определенный потенциал для развития инноваций, но пока не достигли высоких результатов в этой области.

В этих регионах есть крупные научные и образовательные центры, в том числе университеты, институты и научные центры, которые занимаются научными исследованиями в различных областях. Кроме того, в этих регионах развита промышленность, в том числе в области машиностроения, нефтегазовой промышленности, химической промышленности и других отраслей. Так, Свердловская область активно развивается в сфере информационных технологий. Предприятия региона реализуют 1700 IT-проектов каждый год и поставляют в 72 страны мира свои программные продукты. Кроме того, Самарская область и Республика Татарстан, как и упоминалось ранее, активно развивают IT кластеры на своих территориях.

Однако, по сравнению с другими регионами России, в этих регионах меньше инвестиций в сферу инноваций и меньше количество инновационных предприятий. Также в этих регионах наблюдается недостаток квалифицированных специалистов в области инноваций. При этом наблюдается высокий потенциал в развитии цифровой сферы деятельности.

Таким образом, регионы данного кластера обладают средневысоким потенциалом. Инновационные системы специализированы на ряде научно-производственных отраслей, имеются крупные города и агломерационные эффекты.

3. Регионы ниже среднего: Саратовская область, Волгоградская область, Ленинградская область, Ханты-Мансийский автономный округ,

Красноярская область и Краснодарский край находятся в кластере по уровню инновационного развития ниже среднего, поскольку в этих регионах слабо развиты ключевые факторы, необходимые для инновационного развития. При этом, Краснодарский край прилагает большие усилия для развития IT-сектора: с 2012 года в столице региона работает Краснодарский IT-парк, с 2015 года в Сочи действует центр для одарённых детей «Сириус», а в 2017 году власти Кубани выделили в Сочи почти 40 гектаров под IT-технопарк и математическую школу.

В большинстве из числа этих регионах отсутствуют крупные научные и образовательные центры, недостаточно инновационных предприятий и стартапов, а также наблюдается нехватка инвестиций в инновации и развитие инфраструктуры для инновационных проектов. Кроме того, в этих регионах прослеживается нехватка квалифицированных специалистов в область цифровизации, что затрудняет дальнейшее развитие привлечение инвестиций.

Таким образом, регионы данного кластера обладают потенциалом ниже среднего, при этом имеются сильные технические вузы и крупные предприятия, осуществляется активное внедрение новых технологий. Данные регионы заимствуют и внедряют больше новых технологий, чем создают, как следствие нуждаются в большей поддержке со стороны государства и частного сектора для развития цифровизации и инноваций и привлечения талантливых специалистов.

4. Регионы-аутсайдеры: низкие значения инновационного развития в ЯНАО, Республика Дагестан, Республика Тыва, Забайкальский край, Ненецкий АО связаны с рядом факторов. В первую очередь, эти регионы характеризуются недостаточным уровнем развития инфраструктуры, а также небольшим количеством научно-исследовательских и образовательных учреждений. Это затрудняет привлечение инвестиций и развитие инновационных проектов.

Кроме того, в этих регионах плохо развита система поддержки инноваций и предпринимательства, что ограничивает возможности для развития и создания новых бизнес-проектов. Недостаточное количество

квалифицированных специалистов в области инноваций затрудняет реализацию инновационных проектов.

Таким образом, для регионов данного кластера характерен низкий потенциал, обусловленный отсутствием производства новых технологий, при этом новые технологии внедряются с низкой интенсивности. Для многих экономик регионов данного кластера характерна высокая доля добычи сырья и сельского хозяйства. Для повышения уровня инновационного и цифрового развития в данных регионах необходимо принимать активные меры социальной политики, направленные на повышение человеческого капитала, а также поддержки проникновению цифровых технологий. Важным выступает развитие инфраструктуры, повышение научно-исследовательского и образовательного потенциала, а также формирование условий для развития инноваций и предпринимательства.

После формирования четырех кластеров, состоящих из регионов России, проведен анализ спроса на основе описательных статистик данных о запрашиваемых навыках. Данный анализ, также, включает в себя отбор цифровых навыков согласно классификации, описанной в Таблице 2.3 из параграфа 2.1, подсчет количества и частоты их упоминаний в вакансиях, сопоставление результатов, полученных для разных кластеров. В рамках данного исследования под спросом на цифровые навыки понимается их распространенность (частота запросов) среди всех навыков и в общем числе исследуемых вакансий.

В таблице 3.1. представлены показатели частоты запросов цифровых навыков на региональных рынках труда в России по состоянию на май 2023 г.

Согласно полученным результатам, в целом по России доля запрашиваемых цифровых навыков в общем числе навыков составляет более 17%. При этом наибольшая доля характерна для регионов-лидеров (22%), а наименьшая - для регионов аутсайдеров (менее 12%), что соответствует их инновационному уровню согласно кластерному распределению. Стоит отметить, что значения данного показателя во всех кластерах, кроме

состоящего из регионов-лидеров, ниже, чем для России в целом. Доли базовых и продвинутых навыков в общем числе запрашиваемых навыков почти совпадают и составляют более 8%. Однако, частота продвинутых навыков среди всех навыков, встречающихся в вакансиях, выше, чем частота базовых, только для регионов-лидеров.

Таблица 3.1

Показатели частоты запросов цифровых навыков на региональных рынках труда в России по состоянию на май 2023 г., выраженные в процентах

Показатель	Ниже среднего	Лидеры	Аутсайдеры	Средние	РФ
доля цифровых навыков в общем числе вакансий	30,00	51,16	29,51	32,37	38,95
доля базовых цифровых навыков в общем числе вакансий	17,41	23,76	17,43	16,56	19,59
доля продвинутых цифровых навыков в общем числе вакансий	12,59	27,40	12,09	15,81	19,36
доля цифровых навыков в общем числе запрашиваемых навыков	13,08	22,02	11,97	15,11	17,28
доля базовых цифровых навыков в общем числе запрашиваемых навыков	7,59	10,23	7,07	7,73	8,69
доля продвинутых цифровых навыков в общем числе запрашиваемых навыков	5,49	11,79	4,90	7,38	8,59

Источник: составлено авторами на основе [Сайт компании HeadHunter, <https://hh.ru/>].

Кроме того, доля запросов цифровых навыков в общем числе вакансий составляет около 39%. Согласно данным показателям по каждому кластеру, цифровые навыки наиболее востребованы в регионах-лидерах. Цифровые навыки упоминаются в 51,16% всех вакансий. При этом доля базовых цифровых навыков составляет 23,76%, а доля продвинутых - 23,76%. Для оставшихся кластеров, состоящих из регионов ниже среднего, средних и аутсайдеров, доля цифровых навыков в числе вакансий составляет около 30%.

Базовые навыки упоминаются примерно 17%, а продвинутые - в 12% всех вакансий в кластерах, включающих регионы аутсайдеры и ниже среднего уровня инновационного развития. Для регионов, относящихся к кластеру средние, доля базовых навыков составляет 15,56%, а продвинутых - 15,81% в общем числе исследуемых вакансий.

Таблица 3.2 содержит информацию о востребованности цифровых навыков согласно классификации, представленной в таблице 2.3, на рынке труда по каждой профессиональной группе с учетом кластерной принадлежности регионов России по состоянию на май 2023 года.

Таблица 3.2

Востребованность цифровых навыков на региональных рынках труда в России по состоянию на май 2023 г., выраженная в процентах

Цифровые навыки	Ниже среднего	Лидеры	Аутсайдеры	Средние	РФ
базовые навыки, в том числе:	58,03	46,44	59,04	51,16	50,30
работа с офисным пакетом приложений и совместная работа с файлами	36,13	25,05	36,59	30,37	28,91
поиск и базовый анализ данных	21,90	21,40	22,46	20,79	21,39
продвинутые навыки, в том числе:	41,97	53,56	40,96	48,84	49,70
программы для создания и редактирования изображений, графические редакторы	8,74	13,66	12,91	12,59	12,44
программы для продвижения продукта в интернете, анализа контента и smm	4,59	6,55	4,27	5,09	5,75
системы управления базами данных	3,45	5,05	1,17	3,95	4,40
языки программирования	1,41	3,24	2,24	2,32	2,62
различные операционные системы	1,88	2,56	2,08	1,02	1,68
создание web-платформ и страниц	1,60	2,29	0,97	2,37	2,17
системы автоматизированного проектирования	1,45	1,43	1,37	1,90	1,57
программное обеспечение для управления проектами	2,48	5,08	1,98	3,47	4,10
программы для управления ресурсами предприятия	16,37	13,69	13,97	16,14	14,96

Источник: составлено авторами на основе [Сайт компании HeadHunter, <https://hh.ru/>].

Согласно полученным результатам, по состоянию на май 2023 г. большая доля в запрашиваемых цифровых навыков (50,30%) приходится на базовые навыки, такие как работа с офисным пакетом приложений, поиск информации и базовый анализ данных. Вполне вероятно, что в оценке спроса существуют искажения, так как многие работодатели могут полагать, что владение базовыми навыками работы с компьютером является очевидным и не требует дополнительного указания в вакансиях профессий из выборки.

Стоит отметить, что только в регионах-лидерах спрос на продвинутый уровень владения цифровыми навыками выше, чем на базовый уровень (разница составила более 7%). Данный вывод соотносится с результатами анализа отдачи уровня навыков на предлагаемую работодателем заработную плату: при увеличении уровня владения цифровыми навыками (“Работа с компьютерами”) заработная плата увеличивается на 6%. Таким образом, работодатели регионов лидеров готовы финансово обеспечить свой повышенный спрос на цифровые навыки высокого уровня.

Вместе с тем, во всех кластерах среди базовых цифровых навыков наиболее востребована работа с офисным пакетом приложений и совместная работа с файлами. Примечательно, что с ростом уровня инновационного развития востребованность данного навыка в процентном выражении снижается. Так, в регионах-лидерах данный показатель составляет 25%, при этом в регионах-аутсайдерах востребованность такого навыка достигает более 36%. Таким образом, в регионах с высоким уровнем инновационного развития происходит смещение спроса в пользу более продвинутого уровня владения цифровыми навыками.

Среди продвинутых цифровых навыков наиболее востребованными среди работодателей являются навыки, связанные с использованием программ для управления ресурсами предприятия (около 15%) и для создания и редактирования изображений (более 12%). При этом доля запросов на умение работать в программах для управления ресурсами предприятия, такими как 1С, SAP, Oracle, выше среди работодателей в кластерах ниже среднего и среднего

уровня инновационности. По сравнению с другими кластерами, в регионах лидерах наиболее востребованы навыки работы в программах для продвижения продукта в интернете, анализа контента, SMM и управления проектами, в системах управления базами данных, в различных операционных системах помимо Windows, владение языками программирования и умение создавать Web-платформы и страницы.

В таблице 3.3 представлены элементы описательной статистики данных по запросам цифровых навыков на региональных рынках труда в России по состоянию на май 2023 г.

Таблица 3.3

Элементы описательной статистики данных по запросам цифровых навыков на региональных рынках труда в России по состоянию на май 2023 г., выраженные в процентах

Цифровые навыки	Медиана	Среднее арифметическое	Стандартное отклонение
базовые навыки, в том числе:	54,60	53,67	5,96
работа с офисным пакетом приложений и совместная работа с файлами	33,25	32,03	5,45
поиск и базовый анализ данных	21,65	21,64	0,71
продвинутое навыки, в том числе:	45,40	46,33	5,96
программы для создания и редактирования изображений, графические редакторы	12,75	11,98	2,20
программы для продвижения продукта в интернете, анализа контента и smm	4,84	5,13	1,01
системы управления базами данных	3,70	3,41	1,63
языки программирования	2,28	2,30	0,75
различные операционные системы	1,98	1,89	0,64
создание web-платформ и страниц	1,94	1,80	0,66
системы автоматизированного проектирования	1,44	1,54	0,24
программное обеспечение для управления проектами	2,98	3,25	1,37
программы для управления ресурсами предприятия	15,05	15,04	1,41

Источник: составлено авторами на основе [Сайт компании HeadHunter, <https://hh.ru/>].

Таким образом, в рамках данного параграфа спрос на цифровые навыки оценен через частоту запросов среди всех навыков и в общем числе исследуемых вакансий по состоянию на май 2023 г., в ряде профессий с показателем важности владения навыком работы с компьютером от 80% до 100%. В выборке профессий по данному показателю была сформирована описательная статистика данных, а также осуществлен анализ спроса на цифровые навыки в региональном разрезе.

Кроме того, для каждой профессиональной группы проведен анализ количества запросов по навыкам, в частности цифровым, результаты которого представлены на веб-сайте по ссылке <http://skill-map.tilda.ws/>.

В ходе анализа был выявлен ряд региональных особенностей и факторов, которые влияют на спрос на цифровые навыки в России:

1. Уровень экономического развития региона. Цифровые навыки более востребованы в группах регионов с более высоким уровнем экономического развития. Более низкая востребованность характерна для аграрных регионов. Для сырьевых регионов в целом характерна более высокая востребованность цифровых навыков, однако в группе наиболее высокоразвитых, экспортно-ориентированных регионов она ниже.

2. Уровень цифрового развития. Процесс цифровизации подразумевает внедрение в различные сферы жизнедеятельности цифровых систем, решений и технологий, которые положительным образом влияют на их функционирование и всю деятельность общества в целом [Gupta, 2022]. Так, Самарская область в последнее десятилетие активно развивает такие направления, как IT-образование, работа с большими данными и цифровизация. Три города Самарской области (Самара, Тольятти и Новокуйбышевск) вошли в федеральный проект цифровизации городского хозяйства «Умный город». Нижегородская область — один из развитых IT-регионов. В 2020 году она заняла третье место в России по экспорту IT-услуг, реализовав телекоммуникационные и информационные услуги общей стоимостью миллиард долларов. Ростовская область может стать одним из передовиков в

развитии IT-отрасли в России. Этому способствует образовательная база региона, а также развитие IT-компаний. Республика Татарстан располагает мощным драйвером развития IT-отрасли — Иннополисом [Востребованность цифровых профессий, с. 11].

3. Развитая цифровая инфраструктура региона, которая выступает основой для внедрения цифровых технологий в деятельность организаций и регионов в целом, позволяет повысить эффективность деятельности и экономическую отдачу от нее.

4. Развитие технологических кластеров. В некоторых регионах были созданы технологические кластеры - территории, на которых концентрируются университеты, исследовательские институты, инновационные предприятия и бизнес-инкубаторы. Это позволяет обеспечивать быстрое и качественное научно-техническое развитие и создание новых технологий.

3.2. ОЦЕНКА ОТДАЧИ НА ЦИФРОВЫЕ НАВЫКИ И РЕКОМЕНДАЦИИ ДЛЯ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОЙ ПОЛИТИКИ

В данном параграфе описаны результаты оценки отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы. Кроме того, на основе полученных результатов сформулированы рекомендации для социально-экономической политики.

В процессе оценки отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы, с учетом кластерной принадлежности регионов России были выдвинуты следующие гипотезы:

1. Существует положительная связь между индексом важности навыков работы с компьютером в профессии и оплатой труда в ней.

2. Существует положительная связь между индексом уровня владения навыками работы с компьютером в профессии и оплатой труда в ней.

3. С увеличением уровня инновационного развития регионов России происходит рост отдачи от уровня владения навыком работы с компьютерами

на заработную плату.

В целях проверки данных гипотез была построена эконометрическая модель зависимости нормированной по прожиточному минимуму заработной платы от факторов, характеризующих квалификацию, опыт работы кандидата и владение навыками работы с компьютером. Некоторые описательные статистики для данных представлены в Приложении 5. В таблице 3.4 представлены результаты регрессионного анализа данной модели.

Таблица 3.4

Результаты оценки модели с логарифмированной заработной платой в качестве зависимой переменной

Регрессор	Регионы ниже среднего	Регионы-лидеры	Регионы-аутсайдеры	Регионы средние
высшее образование	0.015*** (0.004)	0.037*** (0.003)	0.101*** (0.020)	0.011*** (0.003)
среднее специальное образование	-0.134*** (0.006)	-0.115*** (0.005)	-0.056 (0.035)	-0.127*** (0.005)
опыт от 1 года до 3 лет	0.306*** (0.003)	0.218*** (0.003)	0.291*** (0.017)	0.320*** (0.002)
опыт от 3 до 6 лет	0.519*** (0.005)	0.448*** (0.004)	0.659*** (0.021)	0.499*** (0.004)
опыт более 6 лет	0.572*** (0.015)	0.552*** (0.008)	0.837*** (0.044)	0.512*** (0.021)
индекс важности цифровых навыков работы с компьютером	0.154*** (0.009)	-0.028*** (0.007)	0.144*** (0.048)	0.136*** (0.007)
индекс уровня владения навыком работы с компьютером	0.006** (0.002)	0.060*** (0.002)	0.012 (0.012)	-0.002 (0.002)
constant	0.166*** (0.039)	0.638*** (0.030)	0.064 (0.211)	0.302*** (0.032)
observations	105,169	135,758	4,658	149,807
R ²	0.193	0.174	0.225	0.194
adjusted R ²	0.193	0.174	0.223	0.194
residual std. error	0.403 df = 105160	0.417 df = 135749	0.453 df = 4649	0.396 df = 149798

Примечание: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01.

Источник: составлено авторами на основе [Сайт компании HeadHunter, <https://hh.ru/>].

Результаты показали, что квалификация работников является одним из значимых факторов при формировании заработной платы в профессиях, подразумевающих высокую важность владения навыками работы с компьютером, согласно классификации O*Net. Существует статистически значимая и положительная связь между наличием высшего образования и заработной платой во всех кластерах. В регионах-лидерах отдача от высшего образования на заработную плату ниже, чем в регионах-аутсайдерах. Таким образом, в наиболее инновационном кластере при наличии высшего образования заработная плата увеличится на 3,7 %, в то время как в самых отстающих регионах она увеличится на 10,1 %.

Среднее специальное образование имеет негативное влияние на ставку заработной платы в исследуемых вакансиях во всех регионах. В регионах ниже среднего уровня инновационности наличие данной квалификации у кандидата уменьшает заработок на 13,4 %. В средних регионах - на 12,7 %, а в лидерах - на 11,5 %. Это связано с тем, что профессии в исследуемых вакансиях требуют навыков, характерных для высокой квалификации. Стоит отметить, что в регионах-аутсайдерах по уровню инновационности также наблюдается обратная зависимость среднего специального образования и заработной платы. Однако бета-коэффициент указывает на снижение ставки на 5,6 %.

Опыт работы является значимым фактором для всех выборок. По мере увеличения опыта, отдача на заработную плату будет возрастать. Согласно результатам анализа, наибольшая отдача от предыдущего опыта кандидата характерна для регионов-аутсайдеров. Наличие опыта работы от 1 до 3 лет увеличивает заработную плату 29,1 %, от 3 до 6 лет - на 65,9 %, а опыт более 6 лет увеличивает на 83,7 %. Наименьшая отдача от опыта работы кандидата в регионах-лидерах. Тем не менее, результаты показывают значимость данного фактора: опыт работы от 1 до 3 лет увеличивает доход кандидата 21,8 %, от 3 до 6 лет - на 44,8 %, а опыт работы более 6 лет - на 55,2 %.

Индекс важности навыка работы с компьютером в профессии является

значимым для каждого кластера, кроме кластера, содержащего регионы лидеры. Стоит отметить, что самые наибольшие значения коэффициентом получились в регионах аутсайдерах и ниже среднего уровня инновационности. В данных регионах использование навыка работы с компьютером увеличивает заработную плату более, чем на 14 %. В средних регионах - увеличение на 13,6 %.

Индекс уровня владения навыком работы с компьютером наиболее значим только для регионов-лидеров. Полученный коэффициент говорит об увеличении заработной платы на 6% при увеличении уровня владения анализируемым навыком. Это объясняется тем, что данные регионы выступают центрами притяжения специалистов с высокой квалификацией, которые обладают навыками работы с компьютером. Поэтому в условиях высокой конкуренции организации готовы увеличивать заработную плату пропорционально уровню владения навыком работы с компьютером.

На основе полученных результатов сформулированы следующие выводы:

1. Наличие высшего образование влечет за собой увеличение ставки заработной платы в регионах. Однако, в сравнении с регионам-лидерами по уровню инновационности, регионы-аутсайдеры характеризуются большей отдачей от высокой квалификации. Данные результаты могут быть связаны с высокой конкуренцией в развитых регионах. Таким образом, кандидату недостаточно иметь высшее образование для высокой оплаты труда. Работодатели смотрят не только академическую квалификацию, но и учитывают дополнительные навыки, опыт и личностные качества у потенциальных сотрудников. Высокую отдачу от высшего образования в заработную плату в регионах-аутсайдерах можно интерпретировать, как нехватку высококвалифицированного человеческого капитала, следовательно наличие высокого спроса на такой труд.

2. Наличие среднего образование имеет отрицательное влияние на заработную плату во всех регионах. Данная обратная зависимость может объясняться тем, что работодатели могут предпочесть кандидатов с более

высокой квалификацией, что может привести к снижению заработной платы для кандидатов со средним специальным образованием.

3. По мере увеличения опыта, отдача на заработную плату будет возрастать во всех регионах. Этот вывод может быть связан с несколькими факторами. Во-первых, с опытом работы человек развивает и углубляет свои профессиональные навыки и знания. Работодатели готовы платить больше за специалистов, обладающих опытом и умениями, которые могут принести реальную пользу и результаты. Во-вторых, сотрудники с предыдущим опытом обладает большей самостоятельностью и способностью решать задачи без постоянной поддержки или руководства. В-третьих, некоторые отрасли и области работы испытывают дефицит высококвалифицированных специалистов. В таких случаях спрос на опытных работников превышает предложение, что приводит к повышению заработной платы.

4. Важность навыка работы с компьютером в профессиях из выборки способствует увеличению заработной платы в развивающихся регионах (регионах средних, ниже среднего и аутсайдерах), что связано с наличием спроса на данный навык. При этом в развитых регионах (регионах лидерах) наибольшую ценность представляет уровень владения навыком работы с компьютером, что отражается в готовности увеличить размер заработной платы на 6%.

По результатам исследования было выявлено, что регионы, входящие в исследуемые кластеры, демонстрируют разные результаты. Это связано с региональными особенностями, уровнем развития и темпов цифровизации экономики. В связи с этим встает вопрос о необходимости в разработке адресных рекомендаций для повышения эффективности социально-экономической политики регионов России в условиях цифровизации рынка труда.

Результаты оценки отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы показали, что увеличение уровня владения цифровыми навыками (навыками работы с компьютерами) влечет за собой рост заработной платы на

6% в регионах лидерах, в то время как в других кластерах подобной статически значимой зависимости не было обнаружено. Таким образом, если кадры будут увеличивать уровень владения цифровыми навыками, это не приведет к росту в оплате труда в регионах, относящихся к таким кластерам, как аутсайдеры, ниже среднего и средние. Полученные результаты, демонстрирующие низкую отдачу, говорят об отсутствии спроса на более продвинутые цифровые навыки, а следовательно, об отсутствии точек роста у работодателей на этих территориях. Так, повышение уровня цифровизации и технологий в данных регионах, а значит и трансформация спроса на цифровые навыки привлечет высококвалифицированную рабочую силу, что в совокупности положительно повлияет на повышение производительности в компаниях, а потом увеличению прибыли.

Центральной рекомендацией в данном случае является стимулирование спроса на цифровые навыки среди компаний. В этой связи необходимо разработать стратегию по мотивации работодателей. Ниже представлены возможные действия в рамках социально-экономической политики:

1. Внедрение дополнительных бонусов и поощрений, в том числе в виде премии за цифровые навыки, в государственных и муниципальных предприятиях и учреждениях. Данное решение простимулирует спрос на цифровые навыки и будет иметь важное сигнальное значение. Так, это создаст давление на частные компании в стране, чтобы они также предлагали привлекательные бонусы и поощрения, чтобы конкурировать за высококвалифицированных специалистов. Более того, это создаст привлекательную среду для развития цифровых навыков и будет способствовать повышению престижа и ценности этих навыков в обществе.

2. Другим способом повышения мотивации работодателей платить больше за высокий уровень цифровых навыков являются фискальные поощрения. Введение налоговых льгот или субсидий для компаний, внедряющих бонусные системы за развитие навыков. Также, это может включать возмещение части расходов на обучение или налоговые скидки для

компаний, которые активно развивают цифровые навыки своих сотрудников.

3. Создание инновационных центров, в особенности в отстающих регионах. Поддержка создания и развития подобных центров и стартапов, которые работают в сфере цифровых технологий, способствует созданию новых рабочих мест и стимулирует рост цифровой экономики в стране.

Стоит отметить, что повышение оплаты квалифицированного труда, обладающего дополнительными и уникальными цифровыми компетенциями, влечет за собой качественные улучшения и со стороны предложения. Работники будут стремиться повысить уровень своих навыков в целях получения “премии” за них. Таким образом, при разработке стратегии стимуляции спроса на цифровые навыки необходимо рассмотреть рекомендации по качественному улучшению человеческого капитала:

1. В целях повышения уровня владения цифровыми навыками в регионах России необходимо внедрять дополнительные профессиональные программы обучения, образовательные программы, направленные на повышение компьютерной грамотности и цифровых навыков, технологии формирования цифровых компетенций в экономике: цифровизация высших учебных заведений, актуализация предметного содержания учебных дисциплин («сквозной» метод формирования ключевых компетенций цифровой экономики на всех учебных дисциплинах, уточнением и расширением содержания обучения цифровым технологиям, сервисам, инструментам, использованием их в рамках конкретных дисциплин и обоснованием применения в профессиональной сфере). Необходимо обеспечить участие каждого высшего учебного заведения в федеральных программах в целях их цифровой трансформации:

- “Цифровая образовательная среда” в рамках национального проекта “Образование”
- Федеральный проект «Кадры для цифровой экономики» в рамках национального проекта “Цифровая экономика Российской Федерации”
- Федеральный проект «Развитие кадрового потенциала ИТ-отрасли»

национальной программы «Цифровая экономика Российской Федерации»

– Проект «Архитектура цифровой трансформации» в рамках стратегии цифровой трансформации отрасли науки и высшего образования

Кроме того, необходимо проводить регулярный внешний мониторинг эффективности внедрения и реализации программ, особенно для регионов из отстающего кластера Карачаево-Черкесская Республика, Ненецкий автономный округ, Республика Бурятия, Республика Дагестан, Республика Ингушетия, Республика Калмыкия, Республика Северная Осетия – Алания, Республика Тыва, Севастополь, Чеченская Республика, Ямало-Ненецкий автономный округ.

2. Актуальным по состоянию на 2023 год остается участие в программе Приоритет 2030 для всех регионов. Региональным высшим учебным учреждениям необходимо развивать показатели в рамках отбора данной программы. Внедрение проекта «Цифровые кафедры» в рамках программы Приоритет 2030 (создание возможностей для повышения квалификации и получения новой профессии в сфере информационных технологий) для обеспечения региональной экономики необходимыми квалифицированными кадрами с высоким уровнем владения цифровыми навыками в регионах России.

Таким образом, в рамках данной главы осуществлен анализ спроса на цифровые навыки на региональных рынках труда в России, который включает в себя анализ региональных особенностей путем кластеризации, анализ описательных статистик данных о запрашиваемых цифровых навыках, включая их количество и частоту, и оценку отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы. Кроме того, были сформулированы рекомендации для социально-экономической политики регионов России, основанные на полученных результатах в ходе исследования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Развитие цифровой экономики сопровождается значительными изменениями в требованиях к рынку труда. Структура занятости трансформируется, что обуславливает изменения в требованиях к профессиональным навыкам и компетенциям работников со стороны работодателей. Как следствие происходит несоответствие между спросом на цифровые навыки и их наличием у работников. В то же время на разных территориях наблюдается разный доступ к цифровым технологиям, что приводит к разной отдаче от цифровых навыков и усугубляет цифровое неравенство на рынке труда.

Спрос на цифровые навыки – это потребность работодателей в работниках, обладающих компетенциями в области применения цифровых и информационных технологий, что часто относят к труду высокой квалификации. Стоит отметить, что под цифровыми навыками понимаются компетенции населения в области применения персональных компьютеров, интернета и других видов ИКТ, а также намерения людей в приобретении соответствующих знаний и опыта. В связи с тем, что для навыков характерна высокая степень разнородности, были изучены основные подходы к классификации цифровых навыков по уровню владения цифровыми навыками и по области их применения. Кроме того, осуществлен обзор исследований о влиянии цифровизации на спрос на цифровые навыки в регионах России. В ходе анализа экономической литературы практического применения в сфере рынка труда был выявлен ряд методов и подходов, позволяющих провести структурный анализ навыков и компетенций, проранжировать их по определенным параметрам с использованием цифровых технологий.

В рамках исследования спроса на цифровые навыки учтены различия в уровне владения цифровыми навыками, согласно показателю уровня владения навыком «Работа с компьютерами» из базы данных O*Net. Были рассмотрены профессии, предполагающие высокую важность владения цифровыми навыками

при выполнении рабочих обязанностей. Определена классификация навыков для количественного анализа востребованности навыков, указанных работодателями на hh.ru. В ходе работы осуществлен парсинг вакансий с платформы hh.ru для оценки спроса на цифровые навыки на рынке труда в регионах России. Поиск вакансий производился по названию должности, согласно списку профессий базы O*Net с индексом важности навыков работы с компьютером от 80% до 100%.

Анализ спроса в регионах России был произведен с применением кластерного подхода к определению региональных особенностей. База данных для формирования кластеров была сформирована на основе показателей, характеризующих цифровой, научно-технический и кадровый потенциал регионов. В результате кластеризации регионов России было сформировано четыре кластера:

1. Регионы-лидеры. Данные регионы обладают высоким потенциалом, высокой концентрацией человеческого капитала в крупных агломерациях и наукоградах, развитой инфраструктурой. Кроме того, в этих регионах развита высокотехнологичная промышленность, в том числе в области электроники, машиностроения и информационных технологий.

2. Средние регионы. Регионы данного кластера обладают средневысоким потенциалом. Инновационные системы специализированы на ряде научно-производственных отраслей, имеются крупные города и агломерационные эффекты. При этом наблюдается высокий потенциал в развитии цифровой сферы деятельности.

3. Регионы с уровнем ниже среднего. Регионы данного кластера обладают потенциалом ниже среднего, при этом имеются сильные технические вузы и крупные предприятия, осуществляется активное внедрение новых технологий. Данные регионы заимствуют и внедряют больше новых технологий, чем создают, как следствие нуждаются в большей поддержке со стороны государства и частного сектора для развития цифровизации и инноваций и привлечения талантливых специалистов.

4. Регионы-аутсайдеры. Для регионов данного кластера характерен низкий потенциал, обусловленный отсутствием производства новых технологий, при этом новые технологии внедряются с низкой интенсивности, высокая доля добычи сырья и сельского хозяйства в экономике. Необходимы активные меры социальной политики, направленные на повышение человеческого капитала, а также поддержки проникновению цифровых технологий.

По итогам анализа описательных статистик данных о запрашиваемые цифровые навыки в вакансиях, который включает отбор из содержания вакансий, подсчет частоты их упоминаний в вакансиях и сопоставление результатов, полученных для разных кластеров, были сформулированы следующие выводы:

1. В среднем по России доля цифровых навыков в общем числе запросов составляет более 17%. При этом наибольшая доля характерна для регионов-лидеров (22%), а наименьшая - для регионов аутсайдеров (менее 12%), что соответствует их инновационному уровню согласно кластерному распределению.

2. С ростом уровня развития регионов востребованность базовых цифровых навыков (работа с офисным пакетом приложений, поиск информации и базовый анализ данных) снижается. Таким образом, в регионах с высоким уровнем инновационного развития происходит смещение спроса в пользу более продвинутого уровня владения цифровыми навыками.

3. Среди продвинутых цифровых навыков наиболее востребованными среди работодателей из всех регионов являются навыки, связанные с использованием программ для управления ресурсами предприятия (около 15%) и для создания и редактирования изображений (более 12%).

В ходе эконометрического анализа отдачи на цифровые навыки в терминах заработной платы на рынке труда в регионах России были сделаны следующие выводы:

1. Важность цифровых навыков для выполнения трудовых

обязанностей в профессиях из выборки способствует увеличению заработной платы в развивающихся регионах (регионах средних, ниже среднего и аутсайдерах). Таким образом, цифровые навыки в целом необходимы в данных регионах вне зависимости от уровня владения ими. При этом только в развитых регионах (регионах лидерах) уровень владения цифровыми навыками увеличивает размер заработной платы на 6%.

2. В целях улучшения качества модели были добавлены факторы, характеризующих квалификацию и опыт работы кандидата, указанные в вакансии. Результаты показали, что для всех регионов, высокая квалификация, опыт работы положительно влияют на предлагаемую заработную плату. Среднее специальное образование имеет негативное влияние на оплату труда в исследуемых профессиях.

В дополнение к результатам анализа спроса на цифровые навыки в регионах России была сформирована карта востребованных навыков на рынке труда по каждой профессиональной группе в региональном разрезе в России.

Полученные результаты, демонстрирующие низкую отдачу, говорят об отсутствии спроса на более продвинутые цифровые навыки, а, следовательно, об отсутствии точек роста у работодателей в регионах, относящихся к таким кластерам, как аутсайдеры, ниже среднего и средние. Так, повышение уровня цифровизации и технологий в данных регионах, а значит и трансформация спроса на цифровые навыки привлечет высококвалифицированную рабочую силу, что в совокупности положительно повлияет на повышение производительности в компаниях, а потом увеличению прибыли.

Центральной рекомендацией в данном случае является стимулирование спроса на цифровые навыки среди компаний. В этой связи необходимо разработать стратегию по мотивации работодателей. Ниже представлены возможные действия в рамках социально-экономической политики:

1. Внедрение дополнительных бонусов и поощрений, в том числе в виде премии за цифровые навыки, в государственных и муниципальных предприятиях и учреждениях. Данное решение простимулирует спрос на

цифровые навыки и будет иметь важное сигнальное значение. Так, это создаст давление на частные компании в стране, чтобы они также предлагали привлекательные бонусы и поощрения, чтобы конкурировать за высококвалифицированных специалистов. Более того, это создаст привлекательную среду для развития цифровых навыков и будет способствовать повышению престижа и ценности этих навыков в обществе.

2. Другим способом повышения мотивации работодателей платить больше за высокий уровень цифровых навыков являются фискальные поощрения. Введение налоговых льгот или субсидий для компаний, внедряющих бонусные системы за развитие навыков. Также, это может включать возмещение части расходов на обучение или налоговые скидки для компаний, которые активно развивают цифровые навыки своих сотрудников.

Создание инновационных центров, в особенности в отстающих регионах. Поддержка создания и развития подобных центров и стартапов, которые работают в сфере цифровых технологий, способствует созданию новых рабочих мест и стимулирует рост цифровой экономики в стране.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Acemoglu, D., & Autor, D. Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings // Handbook of labour economics. – 2012. – Part B (Vol. 4). – 154 p.
2. Aksoy C.G., Barrero J.M., Bloom N., [и др.]. Working from Home Around the World // EconPol Forum, CESifo. – vol. 23(06). – P.38-41.
3. Arntz M., Gregory T., Zierahn U. Revisiting the risk of automation // Economics Letters. – 2017. – Т. 159. – С. 157-160.
4. Autor D. H. Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation // Journal of economic perspectives. – 2015. – Т. 29. – №. 3. – С. 3-30.
5. Baranov, M. Ovakimyan, O. Kotlyarova. Intersection of technological skills and strategic competences in developing the human resource policy in contemporary Russia // CBU International Conference on Innovations in Science and Education. – 2018. – 9 p.
6. Beblavý M., Fabo B., Lenaerts K. Demand for Digital Skills in the US Labour Market: The IT Skills Pyramid / CEPS. Special Report No. 154. – 2016. – 47 p.
7. Bellatin A., Galassi G. What COVID-19 May Leave Behind: Technology-Related Job Postings in Canada // IZA. – 2022. – Discussion Paper No. 15209. – 25 p.
8. Blank, G., Graham M., Calvino C. Local Geographies of Digital Inequality // Social Science Computer Review. – 2017. – 38 p.
9. Borghans L., Ter Weel B. Are computer skills the new basic skills? The returns to computer, writing and math skills in Britain // Labour Economics. – 2004. – Т. 11. – №. 1. – С. 85-98.
10. Bottazzi L. and Peri G. Innovation and spillovers in regions: evidence from European patent data // European Economic Review. – 2003. – № 47. – P. 687-710.

11. Bowles J. The computerisation of European jobs // Bruegel, Brussels. – 2014. – 4 p.
12. Brinatti A., Cavallo A., Cravino J., Drenik A. The International Price of Remote Work // NBER Working Paper No. 29437, National Bureau of Economic Research, Inc. – 2021. – 50 p.
13. Brzeski C., Burk I. Die Roboter kommen // Folgen der Automatisierung für den deutschen Arbeitsmarkt. INGDiBa Economic Research. – 2015. – Т. 30. – 7 p.
14. Chang J. H., Huynh, P. ASEAN in transformation the future of jobs at risk of automation // International Labour Organization. – 2016. – 35 p.
15. Digital skills critical for jobs and social inclusion // Unesco.org : сайт. – URL: <https://www.unesco.org/en/articles/digital-skills-critical-jobs-and-social-inclusion> (дата обращения: 05.07.2023).
16. Digital skills for the UK economy // GOV.UK: сайт. – URL: <https://www.gov.uk/government/publications/digital-skills-for-the-uk-economy> (дата обращения: 20.10.2022).
17. Dore L., Geraghty A., O'Riordan. Towards a national digital skills framework for Irish higher education // All Aboard Project. – 2015. – 54 p.
18. Feldman M, Florida R. 1994. The geographic sources of innovation: technological infrastructure and product innovation in the United States // Annals of the Association of American Geographers 84. – P. 210–229.
19. Frey C.B., Osborne M.A. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? // Technological Forecasting and Social Change. – 2017. Vol. 114. – P. 254–280.
20. Glaeser E. L. Cities, agglomeration, and spatial equilibrium / E. L. Glaeser // Journal of Regional Science. – Oxford University Press UK. – 2008. – 275 p.
21. Goldin, Claudia, Katz, Lawrence, The Race between Education and Technology // Harvard University Press, Cambridge. – NBER Working Paper No. 12984. – 2008. – 48 p.

22. Gupta S., Ghosh P., Sridhar V. Impact of data trade restrictions on IT services export: A cross-country analysis // *Telecommunications Policy*. – 2022. – Vol. 46. – No. 9. – 14 c.
23. Hansen S., Lambert P.J., Bloom N., [и др.] // *National Bureau of Economic Research, Inc.* – 2023. – NBER Working Paper No. 31007.
24. Katz, L. F., & Autor, D.H. Changes in the wage structure and earnings inequality // *Handbook of labour economics*. – 1999. – Part B (Vol.3). P. 1463 – 1555.
25. Kholodilin K.A., Oshchepkov A., Siliverstovs B. The Russian Regional Convergence Process: Where Does it Go? // *Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung. Discussion Paper*. – 2009. – No. 861. – Berlin. – 41 p.
26. Krueger A. B. How computers have changed the wage structure: evidence from microdata, 1984–1989 // *The Quarterly Journal of Economics*. – 1993. – Vol. 108. – №. 1. – P. 33-60.
27. Morrison C., Rooney L. Digital Skills for the UK economy // *ECORYS UK*. – 2017. – 11 c.
28. Pabilonia S. W., Zoghi C. Returning to the returns to computer use // *American Economic Review*. – 2005. – Vol. 95. – №. 2. – P. 314-317.
29. Pajarinen M., Rouvenin P. Computerization threatens one third of Finnish employment // *Eta Brief*. – 2014. – Vol. 22. – №. 13. – 6 p.
30. Paklina S., Shakina E. Which professional skills value more under digital transformation? // *Journal of Economic Studies*. – 2022. – Vol. – 49. – No. 8.
31. Perret J. K. Regional Layout of the Russian Federation. Chap. 2 in *Knowledge as a Driver of Regional Growth in the Russian Federation*. – Berlin, Germany: Springer, 2014. – P. 9–38.
32. Richins, G., Stapleton, A., Stratopoulos, T. C., & Wong, C. Big data analytics: opportunity or threat for the accounting profession? // *Journal of information systems*. – 2017. – Vol. 31. – №. 3. – P. 63-79.
33. Roback J. Wages, rents, and the quality of life // *Journal of political Economy*. – 1982. – № 6 (90). P. 1257–1278.

34. Rosen S. Wage-based indexes of urban quality of life // Current issues in urban economics. – 1979. – P. 74–104.
35. The Occupational Information Network (O*NET) // O*NET Online: сайт. – URL: <https://www.onetonline.org/> (accessed date: 22.09.2022).
36. Zemtsov S., Muradov A., Wade I., Barinova V. Determinants of regional innovation in Russia: Are people or capital more important? // Foresight and STI Governance. – 2016. – №2 (10). – С. 29–42.
37. Абдрахманова Г.И., Ковалева Г.Г.. Цифровые навыки населения // Индикаторы цифровой экономики. – 2017. – С. 1– 4.
38. Архипова М.Ю., Карпов Е.С. Анализ и моделирование патентной активности в России и развитых странах мира // РИСК: Ресурсы, Информация, Снабжение, Конкуренция. – 2012. – № 4. – С. 286–293.
39. Баева О. Н., Шерстянкина Н. П. Выявление востребованных на рынке труда компетенций: опыт эмпирического исследования // Экономика труда. – 2018. – Т. 5. – №. 3. – С. 835– 850.
40. Буфетова А. Н. Пространственные аспекты концентрации экономической активности в России // Пространственная экономика. – 2016. – №3. С. 38–56.
41. Вакуленко Е. С. Анализ связи между региональными рынками труда в России с использованием модели Оукена // Прикладная эконометрика. – 2015. – № 40 (4). – С. 28–48.
42. Виноградова Е. Ю., Галимова А. И., Андреева С. Л. Описание некоторых процессов и моделей решения задач управления хозяйствующими субъектами // Экономика: вчера, сегодня, завтра. – 2019. – Том 9. – № 9А. – С. 58-64.
43. Волгин А. Д., Гимпельсон В. Е. Спрос на навыки: анализ на основе онлайн данных о вакансиях // Экономический журнал Высшей школы экономики. – 2022. – Т. 26. – №. 3. – С. 343-374.
44. Волкова Г. Л., Шматко Н. А. Базовые и продвинутые цифровые навыки российских исследователей // Наука, технологии, инновации: экспресс-

информация. – 2019. – №. 154. – С. 1-4.

45. Востребованность цифровых профессий в регионах России: исследование GeekBrains // GeekBrains: сайт. – URL <https://gb.ru/posts/vostrebonavannost-cifrovyyh-professii-v-regionah-rossii?ysclid=ljbfcbq1ax943310579> (дата обращения: 20.03.2023).

46. Всемирный банк. Развитие навыков для инновационного роста в России. – М.: Алекс, – 2015. – 172 с.

47. Гильтман М.А. Лучшие города – лучшие работники? Теоретические модели и эмпирические подтверждения // Мир России. – 2021. – Т. 30. – № 3. – С. 127–149.

48. Глоссарий Gartner // Gartner: сайт. – URL: <https://www.gartner.com/en/glossary> (дата обращения: 28.02.2023).

49. Головенчик Г. Г. Цифровые компетенции и навыки будущего // Цифровая трансформация образования. – 2019. – 12 с.

50. Демидова О.А. Методы пространственной эконометрики и оценка эффективности государственных программ. // Прикладная эконометрика. – 2021. № 4. – С. 107-134.

51. Документация API компании HeadHunter // HeadHunter API: сайт. – URL: <https://dev.hh.ru/> (дата обращения: 10.03.2023).

52. Земцов С. П. Инновационный потенциал регионов России : специальность 25.00.24: диссертация на соискание ученой степени кандидата географических наук / Земцов С.П – Москва, 2013. – 233 с.

53. Земцов С. П. Роботы и потенциальная технологическая безработица в регионах России: опыт изучения и предварительные оценки // Вопросы экономики. – 2017. – №. 7. – С. 142-157.

54. Земцов С. П., Барина В. А. Смена парадигмы региональной инновационной политики в России: от выравнивания к умной специализации // Вопросы экономики. – 2016. – № 10. – С. 65-81.

55. Земцов С., Барина В., Семёнова Р. Риски цифровизации и адаптация региональных рынков труда в России // Форсайт. – 2019. – №2. – С/.

84–96.

56. Земцов С.П. Смогут ли роботы заменить людей? Оценка рисков автоматизации в регионах России // Инновации. – № 4. – 2018. – С. 2–8.

57. Золотухина Ю. В. Совершенствование управления процессом информационного взаимодействия организаций в условиях цифровой экономики. Диссертация на соискание ученой степени кандидата экономических наук / Золотухина Ю. В, 2022. – 206 с.

58. Иванова А.И., Кравченко Н.А. Влияние региональных условий на бизнес-демографию российских ИТ-компаний. Вопросы экономики. – 2022. – №5. – С. 79-98.

59. Капелюк С.Д., Карелин И. Н. Динамика востребованности цифровых навыков на рынке труда регионов России // π-Economy. – 2023. – №1. – С. 51–61.

60. Капелюк С.Д., Карелин И. Н. Спрос на цифровые навыки в России: региональные различия // Пространственная экономика. – 2023. – №1. – С. 70–92.

61. Карапетян Р.В., Сизова И.Л., Бакаев М.А. Параметры роста цифровых компетенций у занятого населения (пример Санкт-Петербурга) // Вестник Института социологии. – 2020. – Т. 11. – № 1. – С. 113–136.

62. Катькало В.С. и др. Обучение цифровым навыкам: глобальные вызовы и передовые практики. Аналитический отчет к III Международной конференции «Больше, чем обучение: как развивать цифровые навыки», Корпоративный университет Сбербанка. — М.: АНО ДПО «Корпоративный университет Сбербанка», 2018 — 122 с.

63. Комарова А. В., Крицына Е.А. О вкладе человеческого капитала в рост ВРП регионов России // Вестн. Новосиб. гос. ун-та. Сер. Соц.-экон. науки. – 2012. – Т. 12. – №. 3. – С. 5-14.

64. Кондратьева М.Н., Комахина А.В. Цифровизация: исследование основных терминов// Экономика и управление: научно-практический журнал. – 2022. – Том 165. № 3. – С. 134–139.

65. Л.М. Гохберг. Рейтинг инновационного развития субъектов Российской Федерации: аналитический доклад / под ред. Л.М. Гохберга. – М.: Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», 2012. – 104 с.
66. Лавриненко А., Шматко Н. Компетенции XXI века в финансовом секторе: перспективы радикальной трансформации профессий // Форсайт. – 2019. – Т. 13. – №. S2. – С. 42-51.
67. Лищук Е.Н., Капелюк С.Д. Анализ востребованных профессий на рынке труда: региональные особенности // Регион: Экономика и Социология. – 2020. – № 1. – С. 119-152.
68. Лукьянова А. Л. Цифровизация и гендерный разрыв в оплате труда // Экономическая политика. – 2021. – Том 16. – № 2. – С. 88–117.
69. Мальцева И.О. Трудовая мобильность и стабильность: насколько высока отдача от специфического человеческого капитала в России?: Препринт WP15/2007/01. — М.: ГУ ВШЭ, 2007. – 48 с.
70. Никулина Т.В., Стариченко Е.Б. Информатизация и цифровизация образования: понятия, технологии, управление // Педагогическое образование в России. – 2018. – № 8. С. 107–113.
71. Прохоров П.Э. Статистическая оценка развития цифровых навыков занятого населения в Российской Федерации // Статистика и экономика. – 2022. – Том 19. – №3. – С. 25–38.
72. Равновесие на рынке труда и безработица. [Электронный ресурс] – режим доступа: http://economicus.ru/site/grebenikov/E_Macro/chap7/7_1/7_1.html (Дата обращения: 25.02.2023).
73. Роцин С.Ю., Разумова Т.О. Экономика труда: экономическая теория труда: Учебное пособие, — М.: ИНФРА-М, 2001. – 400 с.
74. Сайт компании HeadHunter // HeadHunter: сайт. – URL: <https://hh.ru/> (дата обращения: 10.03.2023).
75. Сайт федеральной службы государственной статистики // Федеральная служба государственной статистики: сайт. – URL:

<https://rosstat.gov.ru/> (дата обращения: 17.02.2023).

76. Сорокин П. С., Мальцева В. А., Гасс П. В. Как и зачем измерять профессиональные навыки // Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Институт образования. М.: НИУ ВШЭ. – 2021. — 64 с.

77. Стрельцова Е., Попов Е. Цифровые навыки населения в регионах России / Стрельцова Е., Попов Е. – 2022. – 3 с // Институт статистических исследований и экономики знаний. – URL: <https://issek.hse.ru/news/767681612.html> (дата обращения: 02.03.2023).

78. Суслов В.И. Инновационный потенциал научного центра: методологические и методические проблемы анализа и оценки / Суслов В.И. – Новосибирск: ИЭОПП, 2007. – 275 с.

79. Терников А.А., Александрова Е.А. Спрос на навыки на рынке труда в сфере информационных технологий // Бизнес-информатика. – 2020. – Т. 14. – № 2. – С. 64-83.

80. Уринсон Я.М., Панфилов К.С. Цифровизация как фактор развития инновационных стратегий на примере некоторых стран. // Бизнес. Общество. Власть. – 2020. – №2-3. – С. 117-124.

81. Цифровая грамотность для экономики будущего: аналитический центр НАФИ // НАФИ: сайт. – URL: <https://nafi.ru/projects/sotsialnoe-razvitie/tsifrovaya-gramotnost-dlya-ekonomiki-budushchego/> (дата обращения: 20.03.2023).

82. Штерцер Т.А. Эмпирический анализ факторов инновационной активности в субъектах РФ // Вестник НГУ. – 2005. – Т. 5. – №. 2. – 100 с.

83. Экономико-географические и институциональные аспекты экономического роста в регионах / под ред. О. Луговой и др. Консорциум по вопросам прикладных экономических исслед., Канадское агентство по международному развитию [и др.]. – Москва : ИЭПП, 2007. – 164 с.

84. Юсупова А. Т., Халимова С. Р. Высокотехнологичный бизнес в регионах России: роль в экономике, дифференциация и основные

детерминанты развития // Вестник Санкт-Петербургского университета.
Менеджмент. – 2020. – Том 19. - № 1. – С. 67-96.

КЛАССИФИКАЦИЯ ГРУПП НАВЫКОВ O*NET И ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА

Навык	Характеристика
1. Базовые навыки	
1.1. Личностные навыки — фоновые структуры, необходимые для работы и приобретения более специфических навыков	
понимание прочитанного	понимание письменных предложений и абзацев в документах, связанных с работой
активное слушание	умение воспринимать информацию на слух, понимать высказывания, задавать вопросы
письменное изложение	эффективное общение в письменной форме
грамотность речи	эффективность передачи информации при общении с людьми
вычислительные способности	использование математики для решения задач
научные и исследовательские навыки	использование научных правил и методов для решения задач
1.2. Когнитивные навыки — навыки, способствующие более быстрому приобретению знаний и способностей в различных областях	
критическое мышление	использование логики и рассуждений для анализа альтернативных решений
активное обучение	понимание последствий новой информации, как для текущего, так и для принятия решений
анализ	оценка эффективности деятельности с целью дальнейшего усовершенствования
2. Межфункциональные навыки	
2.1. Социальные навыки – развитые способности, используемые для работы с людьми	
адаптация	корректировка действий по отношению к действиям других
социальная восприимчивость	понимание причинно-следственных связей реакций и поведения других людей.
поддержка	активный поиск способов помочь людям
ведение переговоров	объединение других людей и попытка примирить разногласия
2.2. Навыки решения сложных проблем — способности, используемые для решения новых, нечетко определенных проблем	
комплексное решение проблем	выявление сложных проблем и анализ соответствующей информации для разработки и оценки вариантов и внедрения решений
2.3. Технические навыки — развитые способности, используемые для проектирования, эксплуатации и устранения неисправностей, связанных с технологических систем	
операционный анализ	анализ потребностей и требований к продукту.
проектирование технологий	создание или адаптация технологий для удовлетворения потребностей пользователей
программирование	написание компьютерных программ для различных целей
эксплуатация и контроль	управление операциями технических систем

ПРОДОЛЖЕНИЕ ПРИЛОЖЕНИЯ 1

устранение неполадок	определение и устранение причин операционных ошибок
анализ контроля качества	проведение испытаний продукции, услуги или процессов для оценки качества или производительности
2.4. Навыки управления ресурсами — Развитые способности, используемые для эффективного распределения ресурсов	
тайм—менеджмент	управление своим собственным временем и временем других
управление финансовыми ресурсами	определение того, как будут потрачены деньги на выполнение работы, и учет этих расходов
управление материальными ресурсами	контроль за надлежащим использованием ресурсов, необходимых для выполнения определенной работы
управление кадровыми ресурсами	мотивация, развитие и руководство людьми во время их работы

Источник: [The Occupational Information..., <https://www.onetonline.org/>].

ТАБЛИЦА КЛАСТЕРОВ, ПОЛУЧЕННЫХ МЕТОДОМ K-MEANS

Регионы ниже среднего	Регионы-лидеры	Регионы-аутсайдеры	Регионы средние
Амурская область	Москва	Карачаево-Черкесская Республика	Алтайский край
Архангельская область без автономного округа	Московская область	Ненецкий автономный округ	Белгородская область
Астраханская область	Нижегородская область	Республика Бурятия	Владимирская область
Брянская область	Новосибирская область	Республика Дагестан	Воронежская область
Волгоградская область	Санкт-Петербург	Республика Ингушетия	Ивановская область
Вологодская область	Томская область	Республика Калмыкия	Калужская область
Забайкальский край		Республика Северная Осетия – Алания	Кировская область
Иркутская область		Республика Тыва	Курганская область
Кабардино-Балкарская Республика		Севастополь	Липецкая область
Калининградская область		Чеченская Республика	Омская область
Камчатский край		Ямало-Ненецкий автономный округ	Орловская область
Кемеровская область			Пензенская область
Костромская область			Пермский край
Краснодарский край			Республика Адыгея
Красноярский край			Республика Башкортостан
Курская область			Республика Марий Эл
Ленинградская область			Республика Мордовия
Магаданская область			Республика Саха (Якутия)
Мурманская область			Республика Татарстан
Новгородская область			Ростовская область
Оренбургская область			Рязанская область

ПРОДОЛЖЕНИЕ ПРИЛОЖЕНИЯ 2

Приморский край			Самарская область
Псковская область			Свердловская область
Республика Алтай			Тверская область
Республика Карелия			Тульская область
Республика Коми			Тюменская область без автономных округов
Республика Крым			Удмуртская Республика
Республика Хакасия			Ульяновская область
Саратовская область			Челябинская область
Сахалинская область			Чувашская Республика
Смоленская область			Ярославская область
Ставропольский край			
Тамбовская область			
Хабаровский край			
Ханты-Мансийский автономный округ – Югра			
Количество=35	Количество=6	Количество=11	Количество=31

Источник: составлено авторами.

ТАБЛИЦА ПРОФЕССИОНАЛЬНЫХ ГРУПП И ПРОФЕССИЙ

Профессиональная группа	Профессии
11 Менеджмент	Архитектурные и инженерные менеджеры
	Генеральные директора
	Директора по чрезвычайным ситуациям
	Казначей и контролеры
	Комплаенс-менеджеры
	Менеджеры инвестиционных фондов
	Менеджеры по естественным наукам
	Менеджеры по компьютерным и информационным системам
	Менеджеры по маркетингу
	Менеджеры по медицинскому обслуживанию и здравоохранению
	Менеджеры по обучению и развитию
	Менеджеры по продажам
	Менеджеры по промышленному производству
	Менеджеры по размещению
	Менеджеры по рекламе и продвижению
	Менеджеры по системам контроля качества
	Менеджеры по строительству
	Менеджеры социальных и общественных служб
	Спа-менеджеры
	Специалисты по водным ресурсам
Финансовые менеджеры	
13 Бизнес и финансовые операции	Аналитики по маркетинговым исследованиям и специалисты по маркетингу
	Аналитики управления
	Бухгалтеры и аудиторы
	Бюджетные аналитики
	Инженеры по логистике
	Инспекторы по соблюдению природоохранного законодательства
	Интернет-магазины
	Кредитные консультанты
	Кредитные специалисты
	Логистические аналитики
	Логисты
	Организаторы встреч, конференций и мероприятий
	Оценщики и оценщики недвижимости
	Оценщики стоимости
	Сбор средств
	Специалисты по вознаграждениям, льготам и анализу работы

ПРОДОЛЖЕНИЕ ПРИЛОЖЕНИЯ 3

13 Бизнес и финансовые операции	Специалисты по нормативно-правовым вопросам
	Специалисты по персоналу
	Специалисты по планированию непрерывности бизнеса
	Специалисты по устойчивому развитию
	Стратеги по поисковому маркетингу
	Страховые андеррайтеры
	Таможенные брокеры
	Финансовые количественные аналитики
15 Компьютерная математика	Администраторы базы данных
	актуарии
	Аналитики бизнес-аналитики
	Аналитики информационной безопасности
	Аналитики компьютерных систем
	Аналитики по исследованию операций
	Архитекторы баз данных
	Веб-администраторы
	Веб-разработчики
	Дизайнеры видеоигр
	Инженеры компьютерных систем/архитекторы
	Инженеры по телекоммуникациям
	Математики
	Менеджеры клинических данных
	Менеджеры проектов в области информационных технологий
	Программисты
	Сетевые и компьютерные системные администраторы
	Специалисты по документообороту
	Специалисты по информатике здравоохранения
	Специалисты по компьютерным и информационным исследованиям
Специалисты по хранению данных	
Статистики	
Технологи и техники географических информационных систем	
17 Архитектура и инженерия	Автомобильные инженеры
	Аэрокосмические инженеры
	Биоинженеры и биомедицинские инженеры
	Геодезические геодезисты
	Инженеры по валидации
	Инженеры по водоснабжению и водоотведению
	Инженеры по компьютерному оборудованию
	Инженеры по микросистемам
	Инженеры по пожарной безопасности и охране
	Инженеры фотоники
	Инженеры-механики

ПРОДОЛЖЕНИЕ ПРИЛОЖЕНИЯ 3

17 Архитектура и инженерия	Инженеры-мехатроники
	Инженеры-нефтяники
	Инженеры-робототехники
	Инженеры-технологи
	Инженеры-химики
	Инженеры-электрики
	Ландшафтные архитекторы
	Механические чертежники
	Промышленные инженеры
	Разработчики электротехники и электроники
	Сельскохозяйственные инженеры
	Специалисты по фотонике
	Сюрвейеры
	Техники автомобильной инженерии
	Техники робототехники
	Технологи и техники в области электротехники и электроники
	Технологи и техники-строители
Транспортные инженеры	
19 Профессии в биологических, физических и общественных науках	Ассистенты по социальным наукам
	Астрономы
	Биологи
	Биохимики и биофизики
	Генетики
	географы
	Гидрологи
	Исследователи опроса
	Материаловеды
	Микробиологи
	Молекулярные и клеточные биологи
	Планировщики транспорта
	Политологи
	Промышленные экологи
	Социологи
	Специалисты по дистанционному зондированию
	Специалисты по охране труда и технике безопасности
	Техники точного земледелия
	Физики
	Химики
Экономисты	
Эпидемиологи	
21 Социальные и общественные услуги	Детские, семейные и школьные социальные работники
	Консультанты и консультанты по вопросам образования, руководства и карьеры

ПРОДОЛЖЕНИЕ ПРИЛОЖЕНИЯ 3

21 Социальные и общественные услуги	Общественные работники здравоохранения
23 Юриспруденция	Юристы
25 Обучение	Архивариусы
	Помощники преподавателей, Высшее образование
	Преподаватели архитектуры, Высшее образование
	Преподаватели иностранных языков и литературы, Высшее образование
	Преподаватели коммуникаций, Высшее образование
	Преподаватели медицинских специальностей, Высшее образование
	Преподаватели психологии, Высшее образование
	Преподаватели социальной работы, Высшее образование
	Преподаватели социологии, Высшее образование
	Преподаватели экологических наук, высшее образование
	Техники библиотеки
	Учебные координаторы
	Учителя информатики, Высшее образование
	Учителя физики, Высшее образование
	Учителя химии, Высшее образование
	Учителя экономики, Высшее образование
27 Искусство, дизайн, развлечения, спорт и медиа	Арт-директора
	Аудио и видео техники
	Графические дизайнеры
	Дизайнеры интерьеров
	Директора по медиапрограммам
	Коммерческие и промышленные дизайнеры
	Медиа технические директора/менеджеры
	Монтажеры фильмов и видео
	Продюсеры и режиссеры
	Редакторы
	Специалисты по звукорежиссуре
	Специалисты по связям с общественностью
	Техники вещания
	Технические писатели
Фотографы	
29 Медицинские технические специалисты	Аллергологи и иммунологи
	Аудиологи
	Врачи профилактической медицины
	Врачи семейной медицины
	Врачи физической медицины и реабилитации
	Врачи, патологоанатомы
	Генетические консультанты
	Зарегистрированные медсестры

ПРОДОЛЖЕНИЕ ПРИЛОЖЕНИЯ 3

29 Медицинские технические специалисты	Логопеды
	Лучевые терапевты
	Медицинские и клинические лаборанты
	Медсестры
	Медсестры интенсивной терапии
	Оптометристы
	Подологи
	Помощники врача
	Представители пациентов
	Радиологические технологи и техники
	Рентгенологи
	Сердечно-сосудистые технологи и техники
	Специалисты по слуховым аппаратам
	Технологи магнитно-резонансной томографии
	Технологи медицинских и клинических лабораторий
Технологи ядерной медицины	
31 Ассистенты в медицине	Ассистенты стоматолога
	Медицинские помощники
	Помощники аптеки
33 Служба охраны	Аналитики разведки
	Частные детективы и следователи
39 Услуги по уходу и индивидуальные услуги	Консьержи
41 Продажи и связанное	Агенты по продаже недвижимости
	Продавцы запчастей
	Турагенты
43 Административная поддержка, офисные работы	Интервьюеры, государственные программы
	Исполнительные секретари и исполнительные административные помощники
	Кассиры
	Ключи ввода данных
	Медицинские секретари и помощники по административным вопросам
	Помощники библиотеки, делопроизводитель
	Представители службы поддержки клиентов
	Служащие по закупкам
	Статистические помощники
	Телефонные операторы
	Экспедиторы
47 Строительство и промышленное производство	Энергетические аудиторы
51 Производство	Программисты с числовым программным управлением
	Техники и рабочие допечатной подготовки

ПРОДОЛЖЕНИЕ ПРИЛОЖЕНИЯ 3

53 Транспортиро вка, логистика	Авиационные инспекторы
	Координаторы по переработке

Источник: составлено авторами на основе [Сайт компании HeadHunter, <https://hh.ru/>] и [The Occupational Information..., <https://www.onetonline.org/>].

ТАБЛИЦА СУЩНОСТЕЙ

Сущность	Атрибуты	Тип связи
Вакансия	vacancy_id (уникальный идентификатор вакансии) vacancy_name (название вакансии) Внешние ключи: employer_id, professional_role_id, region_id salary_id, skill_id, experience_id, employment_id, education_id	Главная таблица, связи с внешними ключами.
Работодатель	employer_id (уникальный идентификатор работодателя) employer_name (название работодателя) employer_address (адрес компании)	Один работодатель может иметь множество связанных с ним вакансий (один ко многим).
Профессиональная роль	professional_role_id (уникальный идентификатор профессиональной роли) professional_role_name (название профессиональной роли)	Одна вакансия может быть связана с несколькими профессиональными ролями, в то время как каждая профессиональная роль может быть связана с несколькими вакансиями (многие ко многим).
Регион	region_id (уникальный идентификатор региона) region_name (название региона)	Одна вакансия может быть связана с определенным регионом, в то время как каждый регион может быть связан с несколькими вакансиями (один ко многим).
Зарботная плата	salary_id (уникальный идентификатор зарплаты) salary_from (нижняя граница зарплата) salary_to (верхняя граница зарплата) currency (валюта зарплата)	Каждая вакансия может иметь одну или несколько связанных с ней записей о зарплате (один ко многим).
Ключевые навыки	skill_id (уникальный идентификатор навыка) skill_name (название навыка)	Одна вакансия может требовать несколько ключевых навыков, и один навык может быть необходим для нескольких вакансий (многие к многим).
Опыт работы	experience_id (уникальный идентификатор опыта работы) experience_name (название требуемого опыта работы, например, "От 1 до 3 лет", "Нет опыта" и т.д.)	Каждая вакансия может иметь несколько связанных записей об опыте работы, но каждая запись об опыте работы относится только к одной вакансии (один к многим).

ПРОДОЛЖЕНИЕ ПРИЛОЖЕНИЯ 4

Тип занятости	employment_id (уникальный идентификатор типа занятости) name (название типа занятости, например, "Полная занятость", "Частичная занятость" и т.д.)	Каждая вакансия может иметь только один тип занятости, но каждый тип занятости может быть связан с несколькими вакансиями (один к многим).
Уровень образования	1. education_id (уникальный идентификатор уровня образования) 2. education_name (название уровня образования, например, "Высшее", "Среднее" и т.д.)	Каждая вакансия может иметь только один уровень образования, но каждый уровень образования может быть связан с несколькими вакансиями (один к многим).

Источник: составлено авторами на основе [Документация API..., <https://dev.hh.ru/>].

**ОПИСАТЕЛЬНЫЕ СТАТИСТИКИ ДЛЯ ДАННЫХ НОРМИРОВАННОЙ
ЗАРАБОТНОЙ ПЛАТЫ, ИНДЕКСА ВАЖНОСТИ И ИНДЕКСА УРОВНЯ
НАВЫКА “РАБОТА С КОМПЬЮТЕРАМИ”**

Регионы ниже среднего					
Переменная	N	Mean	St. Dev.	Min	Max
нормированная по прожиточному минимуму заработная плата	105,169	3.167	1.439	0.0005	7.612
индекс важности навыка “работа с компьютерами”	105,169	4.377	0.169	4.200	5.000
индекс уровня навыка “работа с компьютерами”	105,169	3.798	0.616	2.660	6.100
Регионы лидеры					
Переменная	N	Mean	St. Dev.	Min	Max
нормированная по прожиточному минимуму заработная плата	135,758	3.633	1.553	0.002	8.317
индекс важности навыка “работа с компьютерами”	135,758	4.407	0.187	4.200	5.000
индекс уровня навыка “работа с компьютерами”	135,758	3.893	0.633	2.660	6.240
Регионы аутсайдеры					
Переменная	N	Mean	St. Dev.	Min	Max
нормированная по прожиточному минимуму заработная плата	4,658	3.144	1.618	0.003	7.871
индекс важности навыка “работа с компьютерами”	4,658	4.379	0.169	4.200	4.960
индекс уровня навыка “работа с компьютерами”	4,658	3.741	0.627	2.730	6.090
Регионы средние					
Переменная	N	Mean	St. Dev.	Min	Max
нормированная по прожиточному минимуму заработная плата	149,807	3.321	1.473	0.001	7.852
индекс важности навыка “работа с компьютерами”	149,807	4.379	0.169	4.200	5.000
индекс уровня навыка “работа с компьютерами”	149,807	3.810	0.631	2.660	6.130

Источник: составлено авторами на основе [Сайт компании HeadHunter, <https://hh.ru/>].