PE Population and Economics

18+

Население и экономика 8(4): 37–63
DOI 10.3897/popecon.8.e134348

ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ

Комплементарность требуемых навыков и отдача от их освоения в вакансиях, не требующих опыта работы

Анна Н. Литвинова [1], Янина А. Рощина [2]

1 *ООО "Яндекс.Технологии", МГУ имени М.В. Ломоносова, Москва, 119991, Россия*

2 *МГУ имени М.В. Ломоносова, Москва, 119991, Россия*

Получено 9 August 2023 ♦ **Принято в печать** 12 January 2024 ♦ **Опубликовано** 19 December 2024

Цитирование: AN Litvinova, IA Roshchina (2024) Complementarity of Required Skills and their Mastering Impact in Vacancies without Work Experience Requirement. Population and Economics 8(4):37–63. https://doi.org/10.3897/popecon.8.e134348

Аннотация

В данной работе выявлены факторы, влияющие на предлагаемую соискателям без опыта стартовую зарплату в Москве. Для выделения факторов, потенциально влияющих на стартовую зарплату, проводился частотный анализ текстового описания вакансий (HeadHunter). Помимо оценки непосредственного влияния навыков выявлялась их комплементарность. Технические навыки положительно влияют на стартовую зарплату, а вот влияние soft skills преимущественно косвенное и происходит через усиление влияния технических навыков. Работа восполняет недостаток исследований, позволяющих обосновать выбор того, какие навыки и в каких комбинациях осваивать. Показано, что навыки, которые реже встречаются в требованиях, окупаются быстрее. Основные результаты получены на общей выборке, однако и влияние навыков, и отдача от них гетерогенны по профессиям, поэтому в работе был проведен отдельный анализ для подвыборки аналитиков. Полученные более узкие выводы говорят о перспективности дальнейших исследований в разрезе профессий.

Ключевые слова

работники без опыта; факторы, влияющие на стартовую зарплату; комплементарность навыков; окупаемость навыков

Коды JEL: C52, J23, J24

Введение

Принципы формирования заработной платы, в частности факторы, влияющие на ее размер и дифференциацию, являются актуальным направлением исследований рынка труда. Работникам важно понимать, что лежит в основе формирования их заработной платы, какие факто-

Copyright *А.Н. Литвинова, Я.А. Рощина.* Статья находится в открытом доступе и в соответствии с лицензией Creative Commons Attribution (CC-BY 4.0) может без ограничений использоваться, распространяться и воспроизводиться на любых носителях при условии указания авторов и источника.

ры могут ее увеличить, какие навыки необходимо для этого развить. При этом навыки можно рассматривать как инвестиционный товар длительного пользования [Becker, 1993], анализируя выгоды и издержки от их приобретения. Работодателям важно понимать механизм формирования рыночных зарплат, чтобы анализировать, соответствуют ли их требования и условия труда предлагаемой ими зарплате.

В условиях современного российского рынка труда молодые люди, впервые ищущие работу, являются одной из самых уязвимых категорий, поскольку отсутствие опыта и практических навыков работы, с одной стороны, и нередко завышенных зарплатных ожиданий, с другой стороны, приводят к высокому (относительно других категорий) уровню безработицы. Так, уровень безработицы среди российских выпускников 2022 года составил 8.2%, что почти вдвое превышает общероссийский показатель[1]. И хотя такая безработица носит временный характер [Ляшок, 2021], ее потенциальное снижение за счет уменьшения разрыва между высокими требованиями молодежи и возможностями работодателей по их удовлетворению является важной задачей. Для этого, в свою очередь, необходимо повышать прозрачность механизма формирования зарплаты для всех участников рынка труда. Кроме того, при выборе карьерного пути современные школьники не до конца понимают, чем будут заниматься в будущем[2]. Если бы они знали, какие навыки наиболее востребованны и «оплачиваются» работодателями, то их выбор траектории стал бы более осмысленным.

В литературе выделяют три основные причины (группы факторов), которыми объясняются различия в заработной плате [Reder, 1962; Aigner, Cain, 1977]:

- неоднородность работников (разница в подготовке, опыте, навыках, знаниях и способностях, социально-демографических характеристиках);
- неоднородность рабочих мест (разные условия труда, в том числе месторасположение офиса, социальный пакет, статус);
- несовершенная конкуренция, порождающая дискриминацию на рынке труда.

Факторы, влияющие на стартовую заработную плату, отличаются от факторов, которые оказывают влияние на зарплату людей с опытом работы [Altonji, Pierret, 1997]. Согласно теории образовательных сигналов [Spence, 1974], уровень образования является наблюдаемой характеристикой, коррелированной с (ненаблюдаемой до начала работы) производительностью работника [Эренберг, Смит, 1996; Рощин, Разумова, 2000]. Для более способных людей издержки на получение образования ниже, поэтому при прочих равных они чаще принимают решение о продолжении обучения. Определенный уровень образования и его престиж служат для компаний ориентиром для выбора более производительных и способных кандидатов на стартовые позиции.

В современном мире существует возможность получить широкий спектр инструментальных или «мягких» навыков как очно, так и онлайн, в дополнение к основному образованию. Таким образом, важным является вопрос не только о совокупном, но и комплементарном эффекте разнообразных навыков на заработную плату работника [Волгин, Гимпельсон, 2022; Терников, 2023], в особенности без опыта работы.

В данной работе будут выявлены и оценены факторы, влияющие на стартовую заработную плату, предлагаемую соискателям без опыта работы в Москве. Рынок труда Москвы (а не России в целом) был выбран по следующим причинам. Во-первых, существуют важные региональные различия, которые сложно учитывать при моделировании (например, по данным Рос-

1 По данным обследования Росстата 2023 года, по выпускникам образовательных организаций высшего и среднего профессионального образования. Режим доступа: https://rosstat.gov.ru/labour_force (дата обращения: 24.07.2024).

2 По результатам исследования 1.9 тыс. школьников 5-11 классов в России, опубликованного РБК (тренды) 01.06.2023. Режим доступа: https://trends.rbc.ru/trends/education/62876ace9a79474c09ba6367 (дата обращения: 27.07.2024).

стата, среднемесячная номинальная начисленная заработная плата в регионах России в апреле 2024 года варьируется от 38 до 186 тысяч рублей, а по данным исследователей из НИУ ВШЭ[3] в 2021 году отношение численности студентов вузов к численности населения в возрасте 17–25 лет составляет от 0 до 60%). Модели, построенные на основе такой разнородной выборки, плохо интерпретируемы. Во-вторых, использованный в работе источник данных (HeadHunter) является релевантным именно для Москвы, в других регионах альтернативные способы поиска работы и найма на стартовые позиции (в том числе поиск по знакомству и через кадровые агентства) распространены шире, чем в Москве.

Анализ литературы

В нашем исследовании в качестве зависимой переменной выступает стартовая заработная плата, предлагаемая соискателям без опыта работы. Большинство существующих исследований посвящено анализу факторов, влияющих на равновесный уровень зарплаты, который формируется в результате действия спроса и предложения, тем не менее описанные ниже детерминанты заработной платы подходят и для зарплаты, предлагаемой соискателям на HeadHunter, поскольку она отражает сложившуюся рыночную конъюнктуру [Волгин, Гимпельсон, 2022]. В этом разделе приведен обзор ключевых статей, исследующих факторы, влияющие на зарплату: сначала рассмотрено, как наблюдаемые характеристики работника влияют на предлагаемую зарплату, потом то, как на нее влияют требования работодателей и предлагаемые ими условия труда.

Влияние образования и других характеристик работника

Доступная информация о работнике ограничена и в полной мере не характеризует его производительность. Работодатели вынуждены опираться на наблюдаемые характеристики, важнейшей из которых (особенно для выпускников) является характеристика качества образования. Существует большое число работ, исследующих различные аспекты влияния образования на рабочие доходы. Люди с высшим образованием зарабатывают в среднем больше, чем люди без него, и это различие в заработной плате сохраняется в течение всей жизни [Dale, Krueger, 2011]. Много внимания в литературе уделено гетерогенности влияния разных ступеней образования на зарплату. В работе [Рожкова и др., 2021] авторы отдельно оценивают отдачу от окончания бакалавриата и магистратуры и показывают, что степень магистра положительно влияет на вероятность трудоустройства и заработную плату. Престиж учебного заведения также оказывает влияние на зарплату, служа сигналом о способностях потенциального работника [Brewer et al., 1999; Hoekstra , 2009; Dale, Krueger, 2011; Bordon, Braga, 2020].

Однако чем больше информации о навыках соискателя доступно, тем меньшую роль играет учебное заведение, которое он закончил [MacLeod et al., 2015]. Ввиду ограниченной информации о впервые ищущих работу соискателях работодатели высоко ценят любые сигналы, которые помогают им сделать выбор, а после того, как информации становится больше (с появлением опыта работы и трудовых достижений), ценность таких сигналов (например, наличие диплома престижного учебного заведения) снижается. Существуют аналогичные исследования касательно среднего балла диплома [Loury, Garman, 1995; Dale, Krueger, 2011].

Кроме того, важно учитывать специализацию и направление образования. Например, на некоторых рынках труда спрос на определенные специальности может быть выше, что при-

3 Малиновский С.С., Шибанова Е.Ю. (2022) Доступность высшего образования в России: как превратить экспансию в равенство // Современная аналитика образования. № 7 (67). М.: НИУ ВШЭ.

водит к увеличению заработной платы для выпускников этих специальностей. Также важно отметить, что в некоторых отраслях (например, в IT) опыт работы и знание конкретных технологий могут быть более ценными, чем определенная ступень высшего образования. В статье [Zhang, 2005] рассматривается влияние престижности колледжа и академической специальности на доходы: выпускники престижных колледжей имеют более высокие темпы роста заработка в начале своей карьеры, причем темп роста значительно варьируется в зависимости от академической специальности. Аналогичный результат по российскому рынку содержится в работе [Рощин, Рудаков, 2016]: выпускники ведущих вузов получают устойчивую зарплатную премию по сравнению с выпускниками менее качественных вузов.

Рассматривая влияние индивидуальных характеристик на зарплату индивидов, помимо образования выделяют также такие факторы, как пол, возраст, цвет кожи, национальность, семейное положение, религиозная принадлежность. Различия в оплате труда между людьми могут быть объяснены как с помощью объективных различий в квалификации, так и дискриминацией на рынке труда [Aigner, Cain, 1977]. Дискриминация может приводить к существенным различиям в оплате труда между людьми с одинаковой квалификацией и опытом работы. Это может происходить из-за предубеждений работодателей по отношению к определенным категориям работников (женщинам, людям определенной расы или этнической принадлежности, людям с определенными физическими или психологическими особенностями). Однако анализировать влияние дискриминирующих факторов на предлагаемую зарплату не представляется возможным (и в данной работе они не анализируются), поскольку такие ограничения считаются дискриминационными и запрещены для размещения в объявлениях согласно статье 3 ТК РФ («Запрещение дискриминации в сфере труда») и ФЗ № 1032–1 «О занятости населения в Российской Федерации».

Влияние требования работодателей и предлагаемых ими условий в вакансиях

Помимо индивидуальных характеристик соискателей, на зарплату влияют требования к навыкам, предъявляемые работодателями. В литературе выделяют две группы навыков: когнитивные и некогнитивные [Deming, Kahn, 2018; Гимпельсон и др., 2020; Волгин, Гимпельсон, 2022]. К когнитивным навыкам относят, например, аналитические способности, знание статистики, владение языками программирования, к некогнитивным – навыки работы в команде, коммуникабельность, личностные черты. Понятия когнитивных и некогнитивных навыков довольно широкие, подробнее про некогнитивные навыки можно прочитать в работе [Рожкова, 2019], в данном исследовании под когнитивными навыками мы будем иметь в виду технические, а под некогнитивными – скорее социальные. Такое решение принято для операционализации данных понятий.

Набор навыков, требуемых от потенциальных работников, меняется со временем. Так, в начале 2000-х годов рос спрос на когнитивные навыки [Autor et al., 2008]. Автоматизация многих рутинных задач привела к росту востребованности социальных навыков, которые не могут быть автоматизированы (таких как работа в команде, коммуникабельность, ведение переговоров) [Deming, 2017; Autor, 2014]. В последние десятилетия наблюдается рост профессий, требующих преимущественно некогнитивных навыков. На рынке труда возрастает спрос на такие качества, которые не связаны непосредственно с интеллектуальной деятельностью, но в то же время являются важными для успешной работы в команде и взаимодействия с клиентами [Heckman et al., 2006]. Так, например, согласно Национальной ассоциации колледжей и работодателей (NACE), умение работать в команде является одним из самых главных навыков для выпускников колледжей [NACE, 2015]. Социальные навыки и лидерские качества становятся все более ценными для компаний [Kuhn, Weinberger, 2002; Borghans et al., 2014].

Кроме традиционных квалификаций, таких как знания и опыт, важными становятся навыки, связанные с коммуникацией, управлением, межличностными отношениями и способностью к руководству [Autor, 2015]. Логично, что при этом наличие некогнитивных навыков коррелировано с зарплатой [Рожкова, 2019]. При этом когнитивные навыки (такие как математическое моделирование, знание различных программ и языков программирования, аналитические способности) по-прежнему важны и актуальны, спрос на них остается в среднем высоким, хотя и перестал расти на некоторых рынках труда [Beaudry et al., 2016]. Также стоит отметить, что развитые когнитивные навыки помогают лучше приспосабливаться к новым условиям. Для отраслей, в которых навыки быстрого обучения и адаптации важны, это может быть ключевым фактором успеха.

В настоящее время работникам необходимо обладать совокупностью разных навыков, в том числе когнитивных и социальных, для построения успешной карьеры [Borghans et al., 2014; Weinberger, 2014; Deming, 2017; Сухомлин и др., 2017]. Наиболее сильный рост занятости и зарплаты наблюдается для рабочих мест, требующих высокого уровня как когнитивных (hard skills), так и гибких навыков (soft skills) [Deming, 2017]. Например, знание иностранного языка положительно влияет на заработную плату сотрудника [Рожкова, Рощин, 2019], при этом есть свидетельства того, что ценность данного навыка может быть значима только в совокупности с другими комплементарными навыками [Damari et al., 2017]. В работе [Терников, 2023] показано, что в последние годы наблюдаются стремительный рост спроса на навыки ИИ в России и значительные премии к заработной плате за них, однако в сочетании с другими навыками эффект от навыков ИИ может исчезнуть. Поэтому при анализе отдачи от навыков стоит учитывать эффект не только от каждого навыка по отдельности, но и от их сочетаний, а также специфику конкретного рынка труда и отрасли.

В 2022 году была опубликована работа, в которой рассматривался спрос на навыки [Волгин, Гимпельсон, 2022]. Авторы используют данные с сайта HeadHunter за 2019 и 2020 годы по различным регионам России и анализируют влияние различных групп навыков и их сочетаний на предлагаемую зарплату. Показано, что востребованы социальные навыки, а также существуют «выгодные» комбинации комплементарных навыков. Исследование стало одним из первых в России, в котором для анализа спроса на труд использовался большой массив данных с сайта-агрегатора, что делает его несомненно важным. Однако авторы не классифицировали вакансии по группам профессий, что ограничивает интерпретацию результатов в рамках причинно-следственных связей. Кроме того, из-за объединения навыков в группы сложно оценить отдачу от конкретного навыка и соотношение выгод и издержек от его освоения, методология, предлагаемая в нашей статье, решает эту проблему.

Исследования по российскому рынку в основном посвящены анализу предложения труда (в том числе благодаря базе данных мониторинга экономического положения и здоровья населения RLMS-HSE). Растущее число пользователей онлайн-платформ позволяет анализировать структуру спроса на навыки в рамках вакансий [Волгин, Гимпельсон, 2022; Deming, Kahn, 2018; Терников, 2023].

Итак, предлагаемая кандидатам зарплата, согласно анализу литературы, зависит от множества факторов, которые могут варьироваться в зависимости от компании и отрасли. В качестве основных можно выделить требования к работникам, их квалификацию, трудовые достижения (в том числе опыт работы), регион, в котором находится компания, ее размер, отраслевую и профессиональную специфику, а также условия труда, бонусы и льготы.

Требования к работникам в вакансиях включают в себя различные компетенции, необходимые для выполнения поставленных задач, – знания, умения и навыки. Квалификация определяет уровень подготовки и способность выполнять работу в соответствии с требованиями (уровень образования, профессиональная специализация). Трудовые достижения появляются в процессе работы и влияют на предлагаемую зарплату кандидатов с опытом. Размер компании

и бренд работодателя могут быть причиной как более высоких, так и более низких зарплат. С одной стороны, более крупные и известные компании могут иметь большой фонд оплаты труда и предлагать зарплату выше рыночной, с другой стороны, развитый бренд может быть причиной высокой конкуренции среди соискателей, готовых работать за более низкую зарплату ради опыта и других возможностей, доступных в таких компаниях. Условия работы, такие как безопасность, график (в том числе его гибкость), возможности удаленной работы, профессионального развития и обучения, а также перспективы карьерного роста, льготы и бонусы влияют на привлекательность вакансии, а значит, и на предлагаемую зарплату.

В таблице ниже приведены основные группы факторов, влияющих на размер стартовой зарплаты.

Таблица 1. Факторы, влияющие на зарплату, исходя из анализа вакансий

	Группа факторов	Примеры
1	Квалификация	Образование, специальность, стаж, опыт работы.
2	Требования к работникам	Знания, умения, навыки (в том числе навыки работы со специальными программами, оборудованием), круг задач и обязанностей.
3	Характеристики работодателя	Регион, размер и отрасль компании, бренд работодателя.
4	Трудовые достижения	Отличные результаты работы, достижение высоких показателей, награды/грамоты.
5	Условия труда	Трудовые риски (безопасность труда), график работы, физическая нагрузка, социальный пакет.

Источник: составлено авторами на основе анализа научной литературы.

В данной работе основное внимание уделено влиянию комплементарных навыков на предлагаемую работодателем заработную плату в вакансиях, не требующих опыта работы. Образование, специальность кандидата и характеристики работодателя использованы как контрольные переменные. Трудовые достижения и опыт работы не включены в анализ, так как не влияют на стартовую зарплату.

Данные

Данные были собраны с крупнейшей в России платформы для поиска работы HeadHunter[4]. Скачивать вакансии с разных платформ было нецелесообразно, так как работодатели могут размещать вакансии одновременно на разных сайтах, и в выборке могло бы быть много дубликатов, которые сложно идентифицировать.

Данные были собраны в период с 29.12.2021 по 06.04.2022 (выборка № 1, 156829 наблюдений) и с 14.09.2022 по 16.12.2022 (выборка № 2, 145195 наблюдений). Такие временные промежутки включают в себя периоды внешних шоков, которые могли оказать воздействие на рынок труда, в будущем может быть проведен отдельный анализ изменений спроса на труд в периоды подобной нестабильности. Суммарно была собрана информация о 302024 вакансиях в Москве: название, дата публикации, компания, диапазон и валюта предлагаемой зарплаты, адрес и ближайшая станция метро, описание (информация о компании, обязанности сотрудника, требования к кандидату, преимущества работы), график работы, формат занятости,

4 По данным рейтинга Similarweb. Режим доступа: https://www.similarweb.com/ru/top-websites/russian-federation/jobs-and-career/ (даты обращения: 10.12.2021, 01.09.2022, 04.07.2023, 24.07.2024).

специализация. Вакансии были предварительно отфильтрованы, и выборка содержит только те, которые подходят для кандидатов без опыта (это обязательное поле вакансии). Данные содержат пропуски в столбцах, заполнение которых необязательно для работодателя: в столбцах с адресом, ближайшим метро и зарплатой (работодатели на свое усмотрение могут указывать обе границы интервала зарплаты или только одну). Были удалены дубликаты, вакансии, в которых зарплаты указаны не в рублях, и объявления, в которых зарплаты при полной занятости меньше минимального размера оплаты труда в Москве (на дату публикации).

Создавать бинарные переменные, характеризующие конкретного работодателя, было не рационально из-за их количества (в выборке представлены 24236 уникальных компаний, то есть те, которые опубликовали более 1500 вакансий, приведены ниже на рисунке 1).

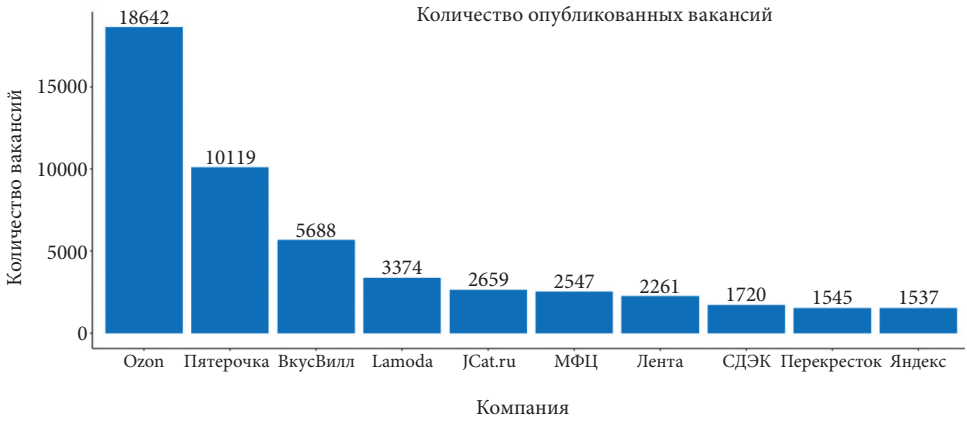

Рисунок 1. Компании с числом опубликованных вакансий более 1500. *Источник:* построено авторами по данным HeadHunter.

В качестве замещающей переменной для привлекательности компании использовалась частотность запросов о ней в интернете, которая может свидетельствовать об узнаваемости компании или ее бренда, о широте охвата предлагаемых компанией услуг. Яндекс.Wordstat позволяет получить такую информацию в трех вариациях – широкое соответствие (все варианты словоформ), с фиксированным количеством слов и с учетом морфологии. Названия некоторых компаний могут совпадать с популярными для поиска словосочетаниями, поэтому по возможности они были скорректированы вручную. Построенная переменная имела большую дисперсию, поэтому на ее основе работодатели были разбиты на группы, и для каждой группы были созданы бинарные переменные. Для проверки устойчивости число групп было проварьировано от 4 до 10.

Дополнительно был использован рейтинг работодателей с сайта HeadHunter за 2021 год[5] (важно, что он был составлен до публикации вакансии для исключения двусторонней связи). Не все компании из выборки попали в рейтинг, для отсутствующих пропуски были заполнены нулями. Была создана бинарная переменная, равная 1 для компаний, которые попали в рейтинг, и 0 для остальных. Переменная рейтинга отражает публичный имидж работодателей, также свидетельствует о привлекательности компании.

На основе данных о ближайшей станции метро компании были распределены по административным округам Москвы. В каждом округе были рассчитаны средние зарплаты.

5 Рейтинг работодателей HeadHunter 2021. Режим доступа: https://rating.hh.ru/history/rating2021/ (даты обращения: 15.03.2022, 24.07.2024).

Вакансии от компаний, офисы которых находятся в центральном и северном округах, характеризуются более высокими зарплатами, но в целом во всех округах зарплаты находятся примерно на одном уровне.

Средние зарплаты в офисах в округах Москвы

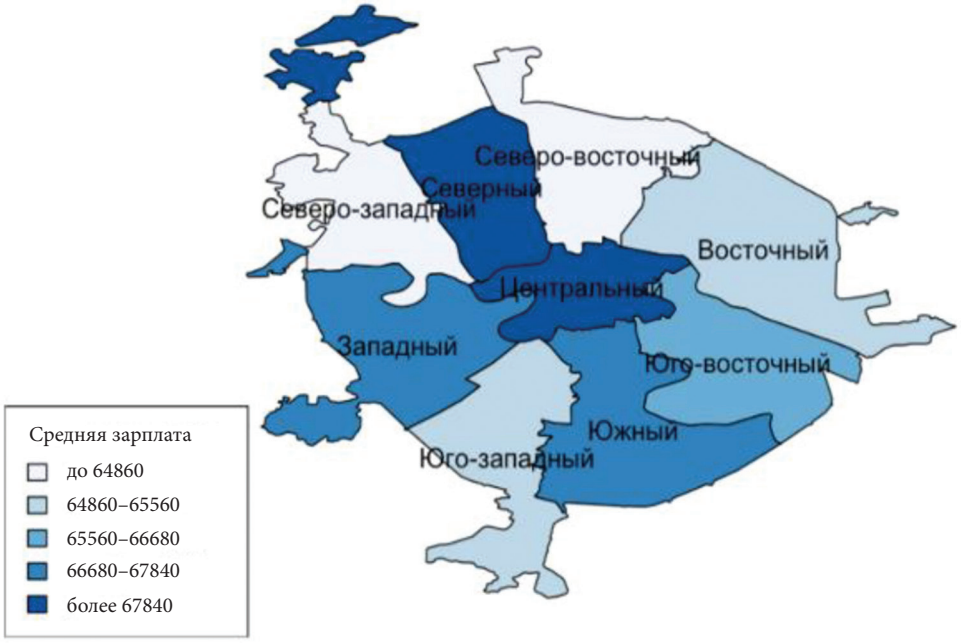

Рисунок 2. Средние зарплаты, предлагаемые соискателям без опыта. *Источник:* построено авторами по данным HeadHunter.

На рисунке 3 приведен пример преобразования первоначальных данных о вакансии.

Во многих работах используется классификация навыков, предложенная Демингом и Каном [Deming, Kahn, 2018; Волгин, Гимпельсон, 2022]. В данной работе она применяется для определения группы личностных и социальных навыков (soft skills). Личностные навыки характеризуют непосредственно человека (внимательность, организованность, многозадачность). Социальные навыки характеризуют то, как работник взаимодействует с коллегами и клиентами (коммуникабельность, работа в команде и др.).

Описание вакансии представляет собой текстовые данные, требующие дополнительной обработки. Частотный анализ позволяет определить наиболее распространенные требования и «незарплатные» характеристики. Так, в большинстве вакансий от кандидатов ожидают наличие высшего или среднего профессионального образования, грамотную речь, ответственность, коммуникабельность, умение пользоваться ПК, желание и готовность обучаться. В объявлениях предлагают официальное трудоустройство, стабильную зарплату, карьерный рост, скидки и бесплатные услуги от самой компании, часто указывают близость офиса к метро в качестве преимущества.

В выборке вакансий содержится большое число разных профессий, требования для которых отличаются. При этом самыми часто встречающимися будут навыки для самых популярных профессий, поэтому полезно, помимо общего, проводить анализ на подвыборках в разрезе специальностей/профессий. На сайте HeadHunter есть только общий классификатор

профессий, название которых указывается в ключевых словах. Также существует поле с названием вакансии, которое потенциально могло бы позволить выделить более узкие профессии. Названия вакансий представляют собой текстовые данные, которые не классифицируются автоматически, то есть работодатель не выбирает это название из предложенного списка, а пишет произвольное. Второй подход, который использовался для выделения более узких профессий, – это кластерный анализ по названиям вакансий. Он позволил разбить все уникальные названия на группы, но даже при довольно большом количестве кластеров они пересекались по ключевым словам из общего встроенного классификатора, поэтому в итоге в качестве переменных, характеризующих профессию, были выбраны переменные, созданные на основе ключевых слов для общих названий профессий (встроенный общий классификатор профессий на сайте HeadHunter).

Название вакансии	Дата публикации	Зарплата (от)	Зарплата (до)	Компания	Адрес	Метро	Описание	График работы	Специализация
Аналитик данных	10.02.2022	50000 ₽	80000 ₽	ANCOR	Москва, ул. Свободы, 2	Площадь Ильича	**Обязанности:** * Автоматизация процессов и отчетов группы; * ..... **Требования:** * **Высшее** техническое **образование**; * Аналитический склад ума; * **Excel** – отличное знание **Условия:** * Официальное оформление по ТК РФ; * Социальный пакет, **ДМС**, ...	Полный день	Аналитик

✓ Частотный анализ текста
✓ Использование облаков слов
✓ Создание двоичных векторов

Название вакансии	Дата публикации	Зарплата	...	Аналитик	Инженер	...	Высшее образование	Excel	Python	SQL	...	ДМС	...	Полный день
Аналитик данных	10.02.2022	65000 ₽	...	1	0	...	1	1	0	0	...	1	...	1

Рисунок 3. Пример преобразования данных по вакансии «Аналитик данных». *Источник:* построено авторами по данным HeadHunter.

«Облака слов» являются хорошей визуализацией для частотного анализа текста, однако позволяют выявить ограниченное число навыков (пример такого «облака» для вакансий аналитиков см. в Приложении 2). Таблицы частотности позволяют определить список часто встречающихся характеристик с помощью заданного порога – минимального числа вакансий, где указана характеристика. С учетом большого числа наблюдений был задан порог в 500 вакансий (и дополнительно проведен анализ и по подвыборкам профессий с порогом в 200 вакансий). Было определено 22 характеристики, и для каждой вакансии создан 22-мерный двоичный вектор, характеризующий их наличие. Самыми популярными навыками являются soft skills, знание ПК и программы Excel (см. рис. 4). Требование знания языков программирования встречается реже, но также входит в число наиболее востребованных.

С помощью таблиц частотности и «облаков слов» были определены навыки, которые часто встречаются в описании вакансий. При этом, когда речь идет о поиске работы и развитии карьеры, важно не только обладать определенными навыками, но и эффективно их комбинировать. Чтобы успешно пройти собеседование, важно владеть тем сочетанием навыков, которое необходимо работодателю, поэтому важно также анализировать комбинации навыков, их комплементарность.

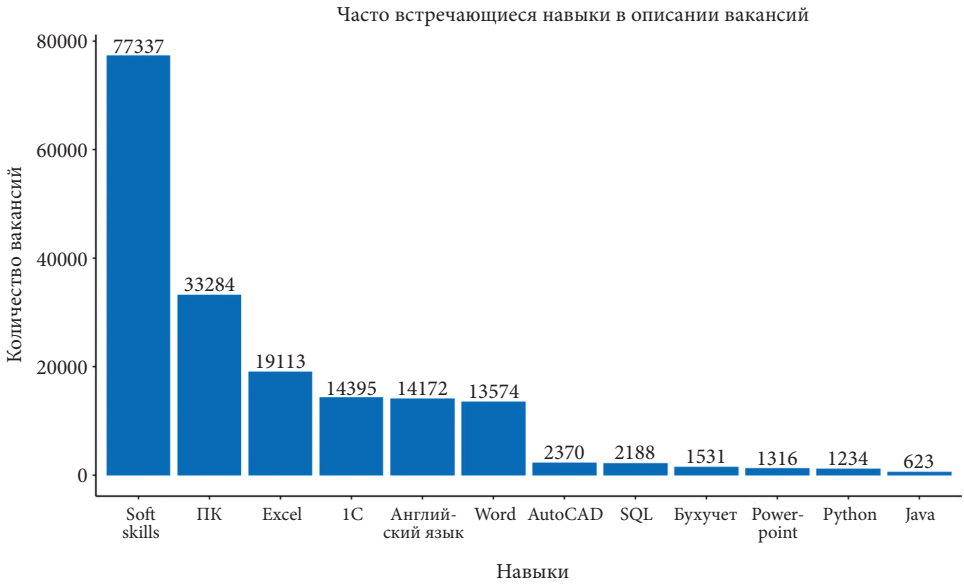

Рисунок 4. Часто встречающиеся навыки в описании вакансий. *Источник:* построено авторами по данным HeadHunter.

Моделирование влияния факторов на предлагаемую стартовую зарплату

Комплементарность навыков

Чтобы кандидата взяли на позицию, указанную в вакансии, ему, вероятно, необходимо владеть одновременно всеми навыками, перечисленными в объявлении. Важно понимать не только то, какие навыки чаще требуются, но и в каких комбинациях и сочетаниях они нужны.

Была построена корреляционная матрица, показывающая, какие из выделенных ранее навыков чаще встречаются вместе. Все коэффициенты корреляции выше, то есть наличие какого-то навыка не связано с отсутствием другого. Самую «популярную» комбинацию составляют навыки работы в программах Word и Excel (корреляция 0.717), далее идут Python и SQL (0.308). Подсчет парных корреляций является лишь первым этапом анализа, в частности он не позволяет определить «популярные» сочетания из более чем двух элементов. В данной работе, в отличие от [Волгин, Гимпельсон, 2022], выявляются значимые с точки зрения зарплаты комплементарные навыки из более чем двух навыков.

На рис. 5 показано, какие комбинации встречаются чаще всего. В объявлениях встречаются навыки, обозначенные закрашенными кружками, и отсутствуют обозначенные незакрашенными кружками. Так, число вакансий, в которых требуются навыки soft skills (личностные и социальные одновременно) и работы на ПК и одновременно не требуется наличие высшего образования, навыков работы в программах Excel, 1С и Word, составляет 4341. Левая гистограмма отражает количество объявлений с требованием о наличии навыка (чем ярче цвет, тем чаще встречается требование). Во всех комбинациях содержатся как технические навыки, так и soft skills (личностные или социальные), при этом soft skills требуются чаще всего.

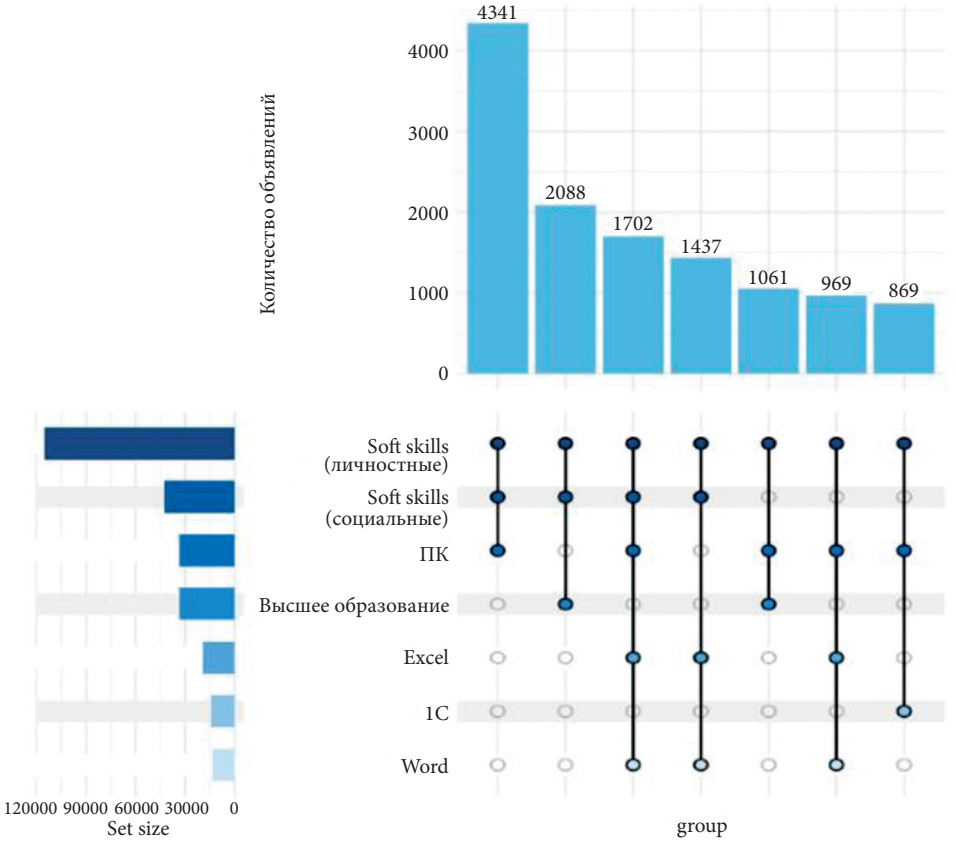

Рисунок 5. Комбинации требуемых навыков. *Источник:* построено авторами по данным HeadHunter.

Для выявления сочетаний более двух навыков был использован алгоритм поиска ассоциативных правил. Правила состоят из левой и правой частей, если требуются навыки из левой части, то необходимы и навыки из правой части. Алгоритм позволяет определить правила, оптимальные по следующим параметрам:

- *support* (поддержка), оценивает вероятность совместного появления всех навыков из «правила» (доля числа объявлений с таким сочетанием требований в общем числе объявлений);
- *confidence* (достоверность), оценивает условную вероятность того, что навыки из правой части правила присутствуют в объявлении при наличии навыков из левой части;
- *coverage* (покрытие), оценивает, как часто левая часть «правила» встречается в выборке (ограничение на этот параметр используется не всегда);
- *lift* (подъем), оценивает качество «правила» – показывает, во сколько раз повышается вероятность встретить навыки из правой части «правила» в объявлении, если там есть навыки из левой части. При высоком значении параметра lift людям, которые владеют какими-то навыками из «правила», стоит овладеть и остальными, чтобы была возможность откликаться на большее число вакансий (чем выше этот показатель, тем выше вероятность встретить все навыки из правила совместно);

- *conviction* (убедительность), оценивает частоту ошибок выявленного «правила» (ограничение на этот параметр используется редко).

Правила с самыми высокими показателями качества и высокой поддержкой и покрытием приведены в таблице 2. Для них рассчитана достоверность, а также процентное изменение средней зарплаты при отсутствии навыка из правой части. Изменения оказались отрицательными для всех правил. Простое сравнение средних, конечно, не позволяет делать вывод о положительном влиянии на зарплату навыков из правых частей, а иллюстрирует лишь то, что работодатели, предъявляющие определенный набор требований, указывают более высокую зарплату. Здесь и далее (за исключением рисунка 7) под требованием soft skills в вакансии подразумевается упоминание хотя бы одной составляющей из двух, личностной или социальной.

Таблица 2. Оценка сочетания навыков, часто указываемых работодателями

Правило (сочетание навыков)		**Число вакансий**	**Качество правила (во сколько раз выше вероятность встретить *R*, если есть *L*)**	**Достоверность правила (доля вакансий, в которых *L* и *R* встречаются вместе, среди тех, где есть *L*)**	**Изменение зарплаты при отсутствии навыка *R***
Левая часть (*L*)	**Правая часть (*R*)**		$\frac{P(R \mid L)}{P(R)}$	$P(R \mid L) = \frac{P(R \,\&\, L)}{P(L)}$	
ПК, Excel, Word	Soft skills	4150	1.8	0.77	-0.51%
ПК, Word, Soft skills	Excel	4150	14	0.91	-4.34%
ПК, Excel	Word	5393	16.2	0.75	-10.88%
Excel, Word, BO	Soft skills	1806	1.4	0.6	-1.64%

Источник: составлено авторами на основе собственных расчетов по данным с сайта HeadHunter и анализа рынка онлайн-курсов.

Эконометрический анализ

Для оценки влияния факторов на предлагаемую зарплату были построены модели линейной регрессии. В объявлениях на сайте HeadHunter можно указать две границы предлагаемой зарплаты (от и до) либо одну из них (вакансии без указания хотя бы одной границы были удалены). Для вакансий с обеими указанными границами было рассчитано их среднее. Если указывалась только одна граница, то она и использовалась (работодатели, указывая одну границу, в основном подразумевают именно эту величину зарплаты, другой возможности предложить конкретную зарплату в объявлении нет). Для проверки устойчивости все рассматриваемые модели были также построены с минимальной, средней (где применимо) и максимальной зарплатами в качестве зависимой переменной, при этом результаты содержательно не изменились. Указываемая стартовая зарплата может быть не окончательной зарплатой работника, а лишь ориентиром в его переговорах с работодателем при устройстве на работу, однако это верно в основном для работников с опытом [Волгин, Гимпельсон, 2022]. Для работников без опыта будем считать, что стартовая зарплата из объявления близка к фактической.

В качестве регрессоров были использованы график работы (гибкий график, полный день, сменный график, удаленная работа, вахтовый метод), профессия, период публикации, рейтинг компании, требуемые навыки (SQL, soft skills, Python и т.д.), нематериальные стимулы работы (льготы/бонусы, скидки на продукцию компании), а также требование высшего образования и диплома престижного вуза.

Функциональная форма моделей (лог-линейная) была выбрана с помощью анализа графика остатков и теста Бокса – Кокса. Тест Бреуша – Пагана выявил гетероскедастичность во всех моделях, поэтому использовались робастные стандартные ошибки. Коэффициенты VIF для некоторых переменных, характеризующих профессии, были больше 10, поэтому схожие профессии были объединены в группы, например горничная и уборщица/домработница, после чего коэффициенты свидетельствовали об отсутствии мультиколлинеарности. Модели были протестированы на наличие выбросов с помощью расстояния Кука и анализа влияния отдельных наблюдений на результаты регрессионного анализа. Были идентифицированы несколько наблюдений, которые имели большое влияние на параметры моделей и могли искажать результаты, они были удалены.

В таблице 3 представлены результаты оценивания моделей (1) и (2) (МНК, с контрольными переменными и без), а также модели (3) (двухшаговый метод Хекмана). При построении моделей (1) и (2) из выборки были удалены вакансии, в которых не указана зарплата, однако пропуски в этой переменной могут быть не экзогенными. Например, в каких-то профессиях (более высокооплачиваемых и высококвалифицированных) работодатели могут с большей вероятностью не обозначать зарплату при публикации вакансий, и это необходимо учитывать [Brencic, 2012]. В литературе для решения этой проблемы используют модели с коррекцией Хекмана [Волгин, Гимпельсон, 2022]. В таких моделях на первом шаге с помощью пробит-модели оценивается уравнение (уравнение отбора), где бинарная зависимая переменная отражает наличие или отсутствие в объявлении величины предлагаемой зарплаты, а в качестве регрессоров используются переменные, характеризующие профессию, график работы, период публикации и рейтинг компании (как пишут [Волгин, Гимпельсон, 2022], «отказ от указания зарплаты чаще встречается там, где уровень зарплаты и ее дифференциация выше, а продуктивность хуже поддается непосредственному измерению»). На основе оцененной модели определяется параметр лямбда. На втором шаге с помощью МНК оценивается исходное уравнение, в которое включается лямбда. Данный параметр оказался значимыми, поэтому для интерпретации выбрана модель (3). Для проверки устойчивости модель с коррекцией Хекмана была дополнительно оценена методом максимального правдоподобия, результаты не отличались от модели (3).

Таблица 3. Модели множественной линейной регрессии

Навыки: работы в… / в изучении / в получении	**Зависимая переменная: Логарифм заработной платы**		
	МНК (1)	**МНК (2)**	**Хекман 2МНК (3)**
ПК	-0.045***	-0.021***	-0.021***
	(0.002)	(0.002)	(0.002)
1С	-0.033***	0.006*	0.004
	(0.004)	(0.004)	(0.004)
Excel	-0.037***	-0.009**	-0.012***
	(0.004)	(0.004)	(0.004)
Word	0.004	0.031***	0.033***
	(0.005)	(0.005)	(0.005)
Английский язык	0.021***	0.058***	0.055***
	(0.004)	(0.004)	(0.004)

Навыки: работы в… / в изучении / в получении	Зависимая переменная: Логарифм заработной платы		
	МНК (1)	МНК (2)	Хекман 2МНК (3)
Бухучет	-0.038***	0.012	0.005
	(0.013)	(0.014)	(0.013)
PowerPoint	0.015	-0.007	-0.009
	(0.013)	(0.013)	(0.013)
Soft skills	-0.070***	-0.068***	-0.067***
	(0.002)	(0.002)	(0.002)
AutoCAD	0.122***	0.054***	0.047***
	(0.009)	(0.011)	(0.011)
Java	0.229***	0.154**	0.125*
	(0.073)	(0.074)	(0.071)
Python	0.249***	0.225***	0.208***
	(0.030)	(0.030)	(0.029)
SQL	0.271***	0.234***	0.225***
	(0.023)	(0.023)	(0.023)
Высшее образование (ВО)	0.021***	0.007***	0.003
	(0.003)	(0.003)	(0.003)
Диплом престижного вуза	-0.126***	-0.118***	-0.116***
	(0.015)	(0.016)	(0.016)
Python*Soft skills	0.186*	0.200**	0.208**
	(0.101)	(0.102)	(0.101)
Java*Soft skills	0.143	0.267*	0.301**
	(0.135)	(0.140)	(0.134)
AutoCAD*Soft skills	0.047***	0.042**	0.044***
	(0.017)	(0.017)	(0.017)
1C*Soft skills	0.059***	0.050***	0.047***
	(0.006)	(0.006)	(0.006)
SQL*Soft skills	-0.083*	-0.063	-0.059
	(0.044)	(0.046)	(0.045)
Скидки	0.119***	0.065***	0.063***
	(0.002)	(0.003)	(0.003)
ДМС	-0.154***	-0.108***	-0.106***
	(0.002)	(0.002)	(0.002)
Льготы	0.015***	0.046***	0.048***
	(0.003)	(0.003)	(0.003)
Контрольные переменные	Нет	Да	Да
Константа	11.036***	10.880***	10.750***
Число наблюдений	263.698	263.698	293.766
Adjusted R^2	0.045	0.251	0.255

Источник: составлено авторами на основе данных HeadHunter.

Переменные, характеризующие наличие гибкого графика и удаленной работы, значимо увеличивают зарплату по сравнению с вахтовым методом в модели без хекмановской коррекции и незначимы в модели (3), поэтому нельзя сделать однозначный вывод о значимости влияния графика работы. Стоит отметить, что поле с графиком работы, которое заполняет работодатель, позволяет выбрать только один из вариантов, поэтому многие выбирают «полный день», хотя эта опция совершенно не исключает возможность, например, удаленной работы, что является недостатком собранных данных и ограничением для интерпретации соответствующих коэффициентов.

Есть навыки, требование которых значимо отрицательно влияет на предлагаемую зарплату (ПК, Excel), однако в пределах всего 2%. Это может быть объяснено тем, что в вакансиях с высокой зарплатой требуются более узкие навыки, а необходимость владения базовыми программами подразумевается (и не указывается). Так, например, в объявлении с высокой зарплатой могут не прописать владение Excel, заменяя его знанием SQL и/или Python. Аналогичная ситуация с умением пользоваться ПК: данный навык отдельно прописывают лишь на позиции, не требующие особенных компетенций для работы.

Переменная, отражающая вхождение компании в топ рейтинга работодателей за 2021 год, значима во всех моделях, однако при оценивании МНК она положительно влияет на зарплату, а при использовании модели с хекмановской коррекцией – отрицательно. С одной стороны, можно ожидать, что компании, которые заботятся о своем бренде работодателя, могут платить сотрудникам более высокие зарплаты. С другой стороны, крупные и известные компании с развитыми внутренним и внешним HR-брендами могут себе позволить ставить более низкие зарплаты для работников без опыта, так как многие амбициозные люди стремятся к старту своей карьеры в престижных компаниях, предпочитая опыт работы в них более высокой стартовой зарплате.

Переменная, характеризующая наличие требования диплома престижного вуза, оказывает отрицательное влияние на зарплату. Это может быть объяснено тем, что наиболее крупные и известные компании хотят видеть своими сотрудниками людей с престижным образованием, и эти же компании могут себе позволить на начальном этапе платить относительно невысокую зарплату. Помимо указанных выше причин это обусловлено тем, что такие компании зачастую (до)обучают сотрудников сами, и эти расходы также отражаются в стартовой зарплате. Конечно, это не значит, что молодые специалисты, получившие образование в лучших вузах, претендуют на невысокую зарплату, просто у них есть возможность начать карьеру в наиболее известных и крупных компаниях и в том числе продолжить свое обучение на практических кейсах и задачах.

Для проверки гипотезы о том, что социальные навыки усиливают положительное влияние технических навыков, в модели были добавлены произведения переменной soft skills на переменные 1С, AutoCAD, Java, Python и SQL. При отсутствии требований к техническим навыкам soft skills отрицательно влияют на стартовую зарплату – в среднем в таких объявлениях она ниже на 6.5%. Обычно это вакансии с простыми обязанностями и задачами, которые характеризуются более низкими зарплатами, в том числе потому, что число подходящих кандидатов больше, чем для вакансий с требованиями сложных технических навыков. Коэффициенты при технических навыках (Python, SQL, AutoCAD), а также при их произведениях на гибкие навыки значимы и положительны, то есть наличие социальных навыков увеличивает (и без того положительное) влияние технических навыков на зарплату. Так, требование SQL (умения работать с большими массивами информации и писать SQL-запросы для выгрузки таблиц из баз данных) увеличивает размер предлагаемой зарплаты на 25%. Наличие в объявлении Python увеличивает зарплату на 23%. Дополнительное требование soft skills почти в два раза усиливает это влияние. Для AutoCAD (программа для проектирования и черчения) был получен аналогичный результат – стартовая зарплата возрастает на 5% при отсутствии требования soft

skills и на 10% при его наличии. Переменные, характеризующие требования о знании языка программирования Java и об умении пользоваться программой 1С, не значимы на 5% уровне, однако при наличии требований soft skills они положительно влияют на предлагаемую стартовую зарплату.

Нематериальные стимулы также оказывают значимое влияние на предлагаемую стартовую зарплату. Скидки и бонусы влияют на нее положительно. Компании, в которых развита система лояльности для сотрудников, заботятся о своем имидже, им важно, чтобы работники пользовались продуктами компании, при этом они также повышают привлекательность работы у них за счет немного более высоких зарплат (порядка 5%). ДМС, напротив, уменьшает предлагаемую зарплату (коэффициент значим на 1% уровне во всех моделях). Его можно рассматривать как нематериальный бонус, компенсирующий небольшие различия в зарплате (около 11%). Стоит отметить, что знаки влияния ДМС и бонусов/скидок отличаются, так как издержки на предоставление ДМС значительно выше.

Отдача от навыков

Любые навыки могут быть полезны, однако людям приходится делать выбор, какие именно из них осваивать, развивать и совершенствовать, потому что ресурсы, в том числе временные, ограничены. Работникам, особенно впервые выходящим на рынок труда, важно учитывать не только отдачу от получения навыков, но и издержки на их освоение.

В настоящее время активно развиваются образовательные онлайн-платформы, позволяющие освоить различные навыки, получить квалификацию. Платформы предлагают широкий выбор онлайн-курсов, а также предоставляют возможность обучаться в комфортном темпе в любое время и в любом месте. Большинство платформ также дает возможность общения с преподавателями и другими студентами, что способствует обмену знаниями и опытом. Успешное завершение обучения обычно подтверждается формально (например, выдачей сертификата), что может быть использовано для развития карьеры и получения доступа к новым возможностям.

Для учета как выгод, так и издержек от освоения навыка был рассчитан срок окупаемости – количество времени, которое необходимо работать, используя данный навык, чтобы покрыть стоимость его получения на онлайн-курсах. Некоторые навыки можно развивать на массовых открытых онлайн-курсах (МООК), тогда издержки будут выражены только в затраченном времени. Однако зачастую такой возможности нет, и сравнение сроков окупаемости может помочь в выборе навыка для освоения и развития. Стоит отметить, что прохождение МООК не всегда подтверждается сертификатом, что является его недостатком. Кроме того, мотивация завершить обучение при отсутствии издержек и обратной связи гораздо ниже, чем для платных образовательных программ.

В работе был проведен анализ рынка программ онлайн-обучения и рассчитана средняя стоимость курсов для освоения английского языка и программ Python, SQL, Excel, 1C, AutoCAD, Java, Tableau, а также приобретения навыков soft skills. Для каждого навыка были выявлены по 3 образовательные программы, популярные на рынке. Для них были проанализированы стоимость, базовая длительность и наличие/отсутствие сертификата об обучении с уточнением его содержания (см. Приложение 1). Почти в каждой программе есть возможность приобретения со скидкой, и при расчетах использовалась именно такая цена, так как в течение длительного периода наличие скидки и ее размер не менялись. Обычно компании используют скидку в качестве маркетингового хода, весь год продавая программы по сниженной цене. К сожалению, мы не можем достоверно оценить качество подобных онлайн-курсов и проверить приобретение слушателями соответствующих навыков, однако даже сам факт прохождения такого курса является сигналом на рынке труда.

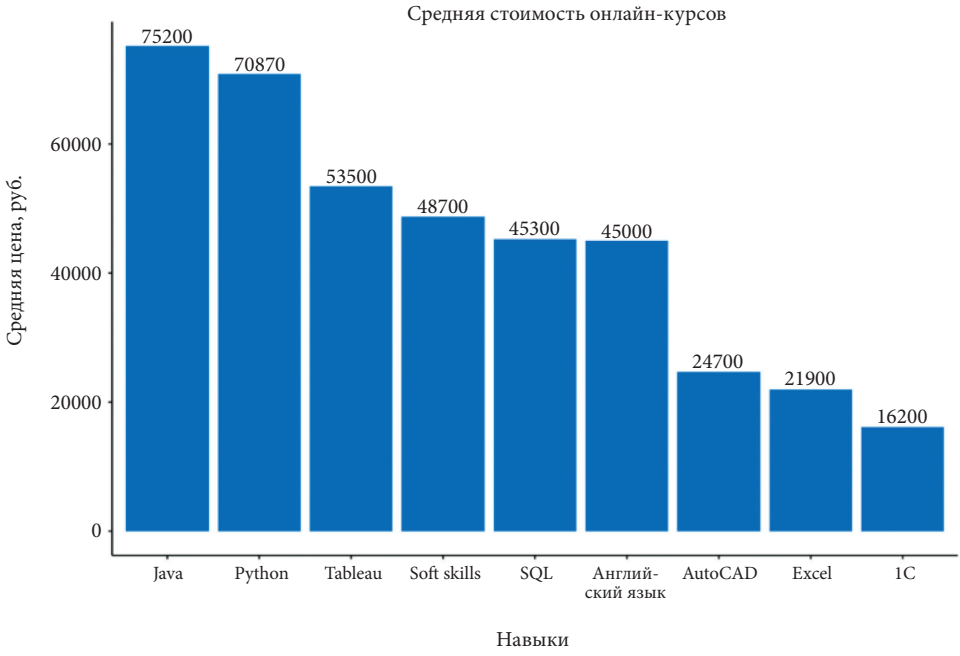

Рисунок 6. Средняя стоимость онлайн-курсов. *Источник:* построено авторами в R на основе собственного анализа рынка программ онлайн-обучения.

Для оценки влияния навыков были построены модели, аналогичные (1) – (3), за исключением переменных произведений технических и социальных навыков. На основе построенных моделей и анализа рынка онлайн-курсов был оценен срок окупаемости (см. таблицу 4). Расчеты производились только для навыков, значимо влияющих (в модели с коррекцией Хекмана) на зарплату. Поскольку коэффициенты в лог-линейной модели выражены в процентах, для оценки абсолютного прироста была использована средняя по выборке зарплата. Полученные оценки стоит воспринимать в качестве сравнительной характеристики для навыков, поскольку они были рассчитаны с учетом ряда ограничений. Так, они не учитывают период поиска работы и время, потраченное на прохождение курсов (оно может быть разным для разных людей в зависимости от скорости освоения материала).

Таблица 4. Сроки окупаемости навыков, полученных в рамках программ онлайн-обучения

Навыки работы в программах и изучении иностранного языка	Количество вакансий	Влияние на зарплату	Средняя стоимость курсов	Срок окупаемости (без учета срока обучения)
1С	14395	+1.8%***	16200 ₽	16,1 месяца
Английский язык	14172	+5.5%***	45000 ₽	14,6 месяца
AutoCAD	2370	+5.9%***	24700 ₽	7,5 месяца
SQL	2188	+23.9%***	45300 ₽	3,4 месяца
Python	1234	+25%***	70870 ₽	5,1 месяца
Java	623	+22.6%***	75200 ₽	6 месяца

Источник: составлено авторами на основе собственных расчетов и анализа.

Самыми популярными являются знание английского языка и владение программами 1С и AutoCAD, а курсы по SQL окупаются быстрее всего. В целом более востребованные навыки окупаются медленнее, хотя стоят дешевле, то есть работодатели готовы платить больше работникам, обладающим более редкими и сложными для освоения навыками (либо эти навыки специфичны для более высокооплачиваемых профессий).

Отдача от навыков для аналитиков, включенных в описание вакансий

Влияние факторов и отдача от навыков могут быть гетерогенными в зависимости от профессии, поэтому был проведен дополнительный анализ для подвыборки аналитиков. В качестве дополнительных навыков были выделены визуализация данных (Tableau), моделирование бизнес-процессов (bpmn), планирование agile-проектов и разработка ПО (jira, SAP). На рис. 7 представлены самые популярные комбинации требуемых навыков. Почти каждая комбинация включает в себя как технические навыки, так и soft skills.

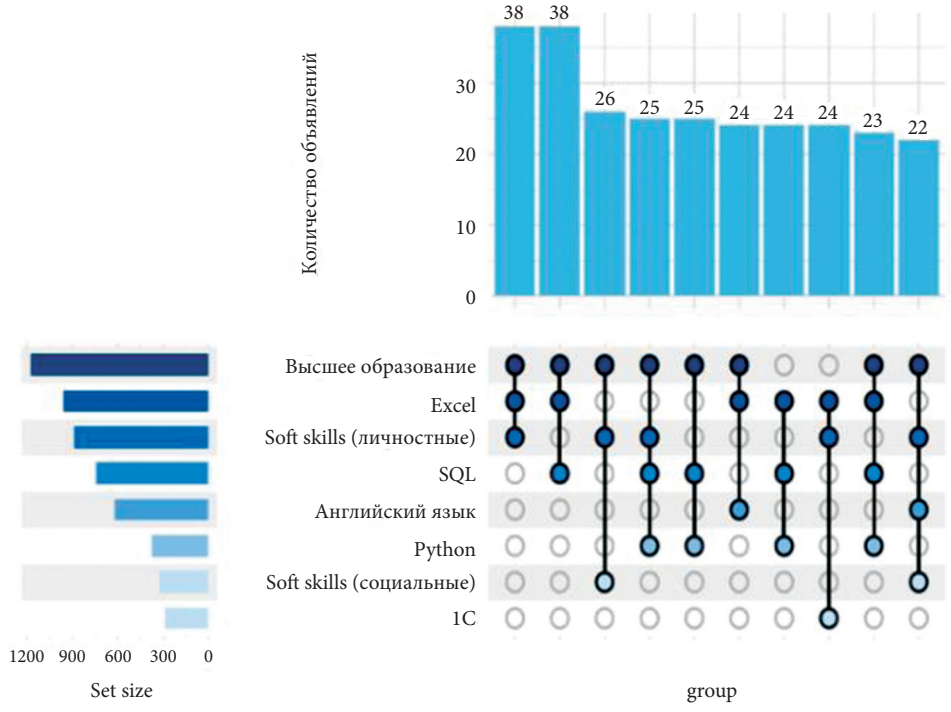

Рисунок 7. Часто встречающиеся комбинации навыков в вакансиях для аналитиков.
Источник: построено авторами в R.

С помощью алгоритма поиска ассоциативных правил были найдены комбинации навыков, которые работодатели указывают в описании вакансий вместе. В таблице 5 приведены «правила» с высокими значениями параметров lift, confidence, support.

Данные сочетания свидетельствуют о том, что аналитиков ищут для разных задач, например для анализа данных (Python, SQL), продуктовой аналитики (SQL, Tableau/Excel). Стоит отметить, что среднее число требуемых навыков в вакансиях для аналитиков больше двух, хорошее владение лишь одним/двумя навыками недостаточно для ряда рабочих задач.

Таблица 5. Сочетания навыков, часто указываемые в требованиях для аналитиков

Правило		Качество правила (во сколько раз выше вероятность встретить *R*, если есть *L*)	Достоверность правила (доля вакансий, в которых *L* и *R* встречаются вместе, среди тех, где есть *L*)
Левая часть (*L*)	Правая часть (*R*)	$\frac{P(R \mid L)}{P(R)}$	$P(R \mid L) = \frac{P(R \& L)}{P(L)}$
Python, Tableau	SQL	3.9	0.9
Английский язык, бухучет	Excel	2.7	0.82
Excel, Word, SQL	BO	2.5	0.9
Английский язык, Tableau	SQL	4.1	0.95
Python, диплом престижного вуза	Excel	3.6	0.83
Word, BO, soft skills	Excel	3.4	1

Источник: составлено авторами.

На подвыборке аналитиков были построены модели, аналогичные моделям для общей выборки (МНК с контрольными переменными и Хекман 2МНК). Все модели были протестированы на мультиколлинеарность, гетероскедастичность, наличие выбросов, правильную спецификацию, значимость уравнения в целом. На основе построенных моделей и проведенного анализа онлайн-курсов был оценен срок окупаемости тех навыков, которые оказались значимы в модели с хекмановской коррекцией (см. таблицу 6). Расчеты проводились без учета срока прохождения курсов на основе средней предлагаемой зарплаты для аналитиков (66865 ₽).

Таблица 6. Сроки окупаемости навыков для аналитиков

Навык	Влияние на зарплату	Средняя стоимость курсов	Срок окупаемости
SQL	+29.6%***	45300 ₽	2,7 месяца
Python	+16.8%**	70870 ₽	7,3 месяца
Tableau	+39%**	53500 ₽	2,4 месяца

Источник: составлено авторами.

Интересным выводом стало то, что навык визуализации результатов работы и создания дашбордов является самым быстро окупающимся. Действительно, в работе аналитика важно не только анализировать данные, но и уметь грамотно презентовать результаты, поэтому этот навык особенно ценится работодателями.

Заключение

В данной работе выявлены и оценены факторы, влияющие на зарплату, предлагаемую соискателям без опыта работы в Москве. Важным результатом работы стала выявленная комплементарность навыков. Технические навыки, как и ожидалось, положительно влияют на предлагаемую зарплату. А вот влияние soft skills является преимущественно косвенным и происходит

во многом через усиление влияния технических навыков. Можно спорить, какие из навыков важнее, однако ясно, что для успешного старта карьеры требуется их совокупность.

Влияние навыков на зарплату и отдача от них могут быть разными для различных профессий, поэтому в работе был проведен отдельный анализ для подвыборки аналитиков. Это позволило выявить дополнительные более узкие навыки (визуализация данных, моделирование бизнес-процессов, планирование agile-проектов и разработка ПО) и проанализировать их комплементарность. Основным результатом здесь видится перспективность дальнейших исследований в разрезе профессий.

Ценнейшим ресурсом работника является его время, и выбор того, какие именно навыки осваивать, во многом определяет дальнейшую карьерную траекторию. Данная работа восполняет недостаток исследований, позволяющих обосновать такой выбор. Показано, что навыки, которые реже встречаются в требованиях, окупаются быстрее всего.

Использование данных с онлайн-платформ имеет ряд ограничений. Описания вакансий плохо структурированы, поэтому выделить все требования работодателей и условия труда не представляется возможным. Часть компаний не очень тщательно подходит к составлению вакансий, не анализируя, какие конкретно компетенции сотрудников им нужны, а указывая самые популярные навыки, а также не всегда понятно, какой уровень владения навыком подразумевается. В меньшей степени это касается технических навыков. Для некогнитивных навыков проблема более острая, и для ее нивелирования их пришлось объединять в общую группу (soft skills). Кроме того, вакансии с онлайн-платформы hh.ru, вероятно, смещены в сторону квалифицированной и офисной работы, что тоже является ограничением исследования. Тем не менее большой объем собранных данных и их репрезентативность позволяют делать обоснованные выводы о факторах спроса на труд, и использование данных онлайн-платформ видится перспективным направлением дальнейших исследований российского рынка труда.

Список литературы

Волгин А.Д., Гимпельсон В.Е. (2022) Спрос на навыки: анализ на основе онлайн-данных о вакансиях // Экономический журнал ВШЭ: 26(3): 343–374. https://doi.org/10.17323/1813-8691-2022-26-3-343-374.

Гимпельсон В.Е., Зудина А.А., Капелюшников Р.И. (2020) Некогнитивные компоненты человеческого капитала: что говорят российские данные // Вопросы экономики: (11): 5–31. https://doi.org/10.32609/0042-8736-2020-11-5-31.

Ляшок В.Ю. (2021) Молодежная безработица в России: масштабы проблемы // Экономическое развитие России: 28 (4): 77-80. https://ssrn.com/abstract=3856322.

Малиновский С.С., Шибанова Е.Ю. (2022) Доступность высшего образования в России: как превратить экспансию в равенство // Современная аналитика образования. № 7(67). М.: НИУ ВШЭ. С. 78. URL: https://publications.hse.ru/pubs/share/direct/810799588.pdf

Рожкова К.В. (2019) Отдача от некогнитивных характеристик на российском рынке труда // Вопросы экономики: (11): 81–107. https://doi.org/10.32609/0042-8736-2019-11-81-107.

Рожкова К.В., Рощин С.Ю. (2019) Вознаграждается ли знание иностранного языка на российском рынке труда? // Вопросы экономики: (6): 122–141. https://doi.org/10.32609/0042-8736-2019-6-122-141.

Рожкова К.В., Рощин С.Ю., Солнцев С.А., Травкин П.В. (2021) Отдача на магистерскую степень на российском рынке труда // Вопросы экономики: (8): 69–92. https://doi.org/10.32609/0042-8736-2021-8-69-92.

Рощин С.Ю., Разумова Т.О. (2000) Экономика труда (экономическая теория труда). М.: ИНФРА-М.

Рощин С.Ю., Рудаков В.Н. (2016) Влияние «качества» вуза на заработную плату выпускников // Вопросы экономики: (8): 74–95. https://doi.org/10.32609/0042-8736-2016-8-74-95.

Сухомлин В.А., Зубарева Е.В., Якушин А.В. (2017) Методологические аспекты концепции цифровых навыков // Современные информационные технологии и ИТ-образование: 13(2): 146–152. https://doi.org/10.25559/SITITO.2017.2.253.

Терников А.А. (2023) Искусственный интеллект и спрос на навыки работников в России // Вопросы экономики: (11): 65–80. https://doi.org/10.32609/0042-8736-2023-11-65-80.

Эренберг Р.Д., Смит Р.С. (1996) Современная экономика труда: теория и государственная политика. М.: Издательство МГУ.

Aigner D.J., Cain G.G. (1977) Statistical Theories of Discrimination in Labor Markets // Industrial and Labor Relations Review: 30(2): 175–187. https://doi.org/10.1177/001979397703000204.

Altonji J.G., Pierret C.R. (1997) Employer Learning and Statistical Discrimination // NBER Working Paper No. w6279. URL: https://ssrn.com/abstract=226036.

Autor D.H. (2014) Polanyi's Paradox and the Shape of Employment Growth // NBER Working Paper No. w20485. URL: https://ssrn.com/abstract=2496241.

Autor D.H. (2015) Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation // Journal of Economic Perspectives: 29(3): 3–30.

Autor D.H., Katz L.F., Kearney M.S. (2008) Trends in US wage inequality: Revising the revisionists // The Review of Economics and Statistics: 90(2): 300–323.

Beaudry P., Green D.A., Sand B.M. (2016) The great reversal in the demand for skill and cognitive tasks // Journal of Labor Economics: 34(S1, Part 2): 199–247. https://doi.org/10.1086/682347.

Becker G. (1993) Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education (3rd ed.). Chicago: The University of Chicago Press.

Bordon P., Braga B. (2020) Employer learning, statistical discrimination and university prestige // Economics of Education Review: 77: 1-9. https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2020.101995.

Borghans L., Weel B., Weinberg B.A. (2014) People Skills and the Labor-Market Outcomes of Underrepresented Groups // Industrial and Labor Relations Review: 67(2): 287–334. https://doi.org/10.1177/001979391406700202.

Brencic V. (2012) Wage posting: Evidence from job ads // Canadian Journal of Economics: 45(4): 1529–1559.

Brewer D.J., Eide E.R., Ehrenberg R.G. (1999) Does It Pay to Attend an Elite Private College? Cross-Cohort Evidence on the Effects of College Type on Earnings // Journal of Human Resources: 34(1): 104–123. https://doi.org/10.2307/146304

Dale S.B., Krueger A.B. (2011) Estimating the Return to College Selectivity Over the Career Using Administrative Earning Data // NBER Working Paper No. w17159. URL: https://www.nber.org/system/files/working_papers/w17159/w17159.pdf.

Damari R.R., Rivers W.P., Brecht R.D., Gardner P., Pulupa C., Robinson J. (2017) The demand for multilingual human capital in the US labor market // Foreign Language Annals: 50(1): 13–37. https://doi.org/10.1111/flan.12241.

Deming D. (2017) The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market // Quarterly Journal of Economics: 132(4): 1593–640.

Deming D., Kahn L.B. (2018) Skill Requirements across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals // Journal of Labor Economics: 36(S1): 337–369. https://doi.org/10.1086/694106.

Heckman J., Stixrud J., Urzua S. (2006) The effects of cognitive and noncognitive abilities on labor market outcomes and social behavior // Journal of Labor economics: 24(3): 411–482.

Hoekstra M. (2009) The Effect of Attending the Flagship State University on Earnings: A Discontinuity-Based Approach // The Review of Economics and Statistics: 91(4): 717–724.

Kuhn P., Weinberger C. (2002) Leadership skills and wages // Journal of Labor Economics: 23(3): 395–436. https://doi.org/10.1086/430282.

Loury L.D., Garman D. (1995) College Selectivity and Earnings // Journal of Labor Economics: 13(2): 289–308. https://doi.org/10.1086/298375.

MacLeod W.B., Riehl E., Saavedra J.E., Urquiola M.S. (2015) The Big Sort: College Reputation and Labor Market Outcomes // CESR-Schaeffer Working Paper No. 2015-013. http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2622796.

NACE (National Association of Colleges and Employers) (2015) Job Outlook Spring Update 4. URL: https://www.stjohns.edu/sites/default/files/uploads/nace_job_outlook.pdf.

Reder M.W. (1962) Wage Differentials: Theory and Measurement // Aspects of Labor Economics, National Bureau of Economic Research, Inc: 257–318. URL: https://EconPapers.repec.org/RePEc:nbr:nberch:0607.

Spence M. (1974) Market Signaling: Informational Transfer in Hiring and Related Screening Processes. Cambridge: Harvard University Press, 221 pp.

Weinberger C.J. (2014) The Increasing Complementarity between Cognitive and Social Skills // Review of Economics and Statistics: 96(5): 849–861.

Zhang L. (2005) Do Measures of College Quality Matter? The Effect of College Quality on Graduates' Earnings // The Review of Higher Education: 28(4): 571-596. https://doi.org/10.1353/rhe.2005.0053.

Другие источники информации

РБК Тренды (2023) Как современные школьники выбирают себе профессии. URL: https://trends.rbc.ru/trends/education/62876ace9a79474c09ba6367 (дата обращения: 27.07.2024).

Росстат (2023) Трудовые ресурсы, занятость и безработица. URL: https://rosstat.gov.ru/labour_force (дата обращения: 24.07.2024).

HeadHunter (2021) Рейтинг работодателей. URL: https://rating.hh.ru/history/rating2021/ (даты обращения: 15.03.2022, 24.07.2024).

Similarweb рейтинг «Топ-Работа и карьера самых посещаемых сайтов (Россия)». URL: https://www.similarweb.com/ru/top-websites/russian-federation/jobs-and-career/ (даты обращения: 10.12.2021, 01.09.2022, 04.07.2023, 24.07.2024).

Информация об авторах

- Литвинова Анна Николаевна – аналитик-разработчик ООО «Яндекс.Технологии», магистрант экономического факультета МГУ имени М.В. Ломоносова, Москва, 119991, Россия. E-mail: litvinovaani@mail.ru
- Рощина Янина Александровна – кандидат экономических наук, доцент экономического факультета МГУ имени М.В. Ломоносова, Москва, 119991, Россия. E-mail: janina-d@yandex.ru

Приложение 1

Таблица П1. Анализ рынка онлайн-курсов

Навык	Компания	Название курса	Стоимость	Длительность	Сертификат	Ссылка
Python	Нетология	Python для анализа данных	42000 ₽ (без скидки 60000 ₽)	4 месяца	Да: удостоверение о повышении квалификации	https://netology.ru/programs/python-for-analytics#/
	SkillFactory	Python для анализа данных	32040 ₽ (без скидки 53400 ₽)	4 месяца	Да: сертификат об успешном завершении онлайн-курса	https://skillfactory.ru/python-analytics
	Яндекс.Практикум	Python-разработчик	138600 ₽	9 месяцев	Да: диплом о профессиональной переподготовке	https://practicum.yandex.ru/backend-developer/
SQL	Яндекс.Практикум	Аналитик данных (Python и SQL) / версия «плюс»	96000 ₽ / 168000 ₽	6 месяцев / 12 месяцев	Да: диплом о профессиональной переподготовке	https://practicum.yandex.ru/data-analyst/
	Яндекс.Практикум	SQL для работы с данными и аналитики	41000 ₽	1,5 месяца	Да: удостоверение о повышении квалификации	https://practicum.yandex.ru/sql-data-analyst/
	SkillFactory	SQL для анализа данных	35640 ₽ (без скидки 59400 ₽)	3,5 месяца	Да: сертификат об успешном завершении онлайн-курса	https://skillfactory.ru/sql-dlya-analiza-dannyh
	Нетология	SQL и получение данных	24850 ₽ (без скидки 35500 ₽)	2 месяца	Да: удостоверение о повышении квалификации	https://netology.ru/programs/sql-lessons
Excel	Skillbox	Excel с нуля до PRO	25500 ₽ (без скидки 42500 ₽)	5 месяцев	Нет информации	https://skillbox.ru/course/excel-gsheets/
	Нетология	Excel для анализа данных	20300 ₽ (без скидки 29000 ₽)	2 месяца	Да: удостоверение о повышении квалификации	https://netology.ru/programs/excel

Навык	Компания	Название курса	Стоимость	Длительность	Сертификат	Ссылка
Excel	SkillFactory	Мастер Google-таблиц	19800 ₽ (без скидки 33000 ₽)	1 месяц	Да: сертификат об успешном завершении онлайн-курса	https://skillfactory.ru/google-spreadsheets-master
Английский язык	Skyeng	Курс английского (Intermediate)	57500 ₽	5 месяцев (67 уроков)	Да: сертификат	https://skyeng.ru/obshchie-kursy-po-angliyskomu-yazyku/
	Skyeng	Курс делового английского	32000 ₽	2,5 месяца (35 уроков)	Да: сертификат	https://skyeng.ru/programs/anglijskij-po-otraslyam/delovoy-angliyskiy-yazyk/
	Skillbox	Курс английского (Intermediate)	45500 ₽	6 месяцев (50 уроков)	Да: сертификат	https://eng.skillbox.ru/
1С	Нетология	1С-аналитик	86400 ₽ (без скидки 144000 ₽)	9 месяцев	Да: диплом о профессиональной переподготовке	https://netology.ru/programs/1c-analyst
	Учебный центр FORWARD	Работа с программой 1С	7200 ₽	2 недели	Да: сертификат FORWARD	https://forward-center.ru/courses/1c
1С	Skillbox	1С:Бухгалтерия	25272 ₽ (без скидки 36103 ₽)	2 месяца	Да: свидетельство фирмы 1С	https://skillbox.ru/course/1c-work
AutoCAD	Skillbox	AutoCAD с нуля до PRO	23650 ₽ (без скидки 33786 ₽)	2 месяца	Нет информации	https://skillbox.ru/course/autocad/
	irs.academy	Онлайн-курс по AutoCAD	30450 ₽	22 часа	Да: сертификат	https://irs.academy/kurs_po_autocad?partner=geekhacker
	Центр компьютерного обучения «Специалист» при МГТУ им. Н.Э.Баумана	Autodesk AutoCAD	19990 ₽	2 недели (32 часа)	Да: удостоверение о повышении квалификации / свидетельство выпускника	https://www.specialist.ru/course/akad20101

Навык	Компания	Название курса	Стоимость	Длительность	Сертификат	Ссылка
Java	SkillFactory	Тестировщик на Java	134000 ₽ (без скидки 206000 ₽)	10 месяцев	Да: сертификат о прохождении обучения, по запросу – на английском языке / диплом о профессиональной переподготовке	https://skillfactory.ru/java-qa-engineer-testirovshik-po
	Нетология	Java-разработчик с нуля	107460 ₽ (без скидки 179100 ₽)	14 месяцев	Да: диплом о профессиональной переподготовке установленного образца	https://netology.ru/programs/java-developer
	Центр компьютерного обучения «Специалист» при МГТУ им. Н.Э.Баумана	Java. Уровень 1. Язык программирования Java	42990 ₽	1 месяц (40 часов)	Да: удостоверение о повышении квалификации / свидетельство выпускника	https://www.specialist.ru/course/dzhv1-a
Soft Skills	SkillFactory	Мини-курс Soft Skills для начинающих IT-специалистов	4990 ₽	7,5 часов	Нет информации	https://skillfactory.ru/soft-skills-it-course
	Skillbox	Soft Skills for Hard Times (формат: менеджер)	99000 ₽ (без скидки 152300 ₽)	4 месяца	Нет информации	https://skillbox.ru/course/soft-skills-for-hard-times/
	Учебный центр Teachline	Soft Skills для менеджера	23000 ₽ – 42000 ₽ – 96000 ₽ (база – топ – вип)	1,5 месяца	Да: диплом (для тарифов топ и вип)	https://teachline.ru/courses/soft-skills-dlya-menedzhera
Tableau	Нетология	Tableau: визуализация данных	26500 ₽ (без скидки 39900 ₽)	2 месяца	Да: удостоверение о повышении квалификации	https://netology.ru/programs/tableau

Навык	Компания	Название курса	Стоимость	Длительность	Сертификат	Ссылка
Tableau	ProductStar	Power BI и Tableau для визуализации данных	39900 ₽ (без скидки 75000 ₽)	2 месяца	Да: сертификат об успешном прохождении курса	https://productstar.ru/analytics-mini-course-powerbi
	Яндекс.Практикум	Визуализация данных и введение в BI-инструменты	63700 ₽ (51600 при единовременной оплате)	3 месяца	Да: удостоверение о повышении квалификации / сертификат о прохождении курса	https://practicum.yandex.ru/datavis-and-bi-tools
	Skillbox	Профессия BI-аналитик	83950 ₽ (без скидки 128350 ₽)	6 месяцев	Нет информации	https://skillbox.ru/course/profession-bi-analyst

Источник: составлено авторами на основе анализа рынка онлайн-курсов (на основе данных из открытых источников).

Приложение 2

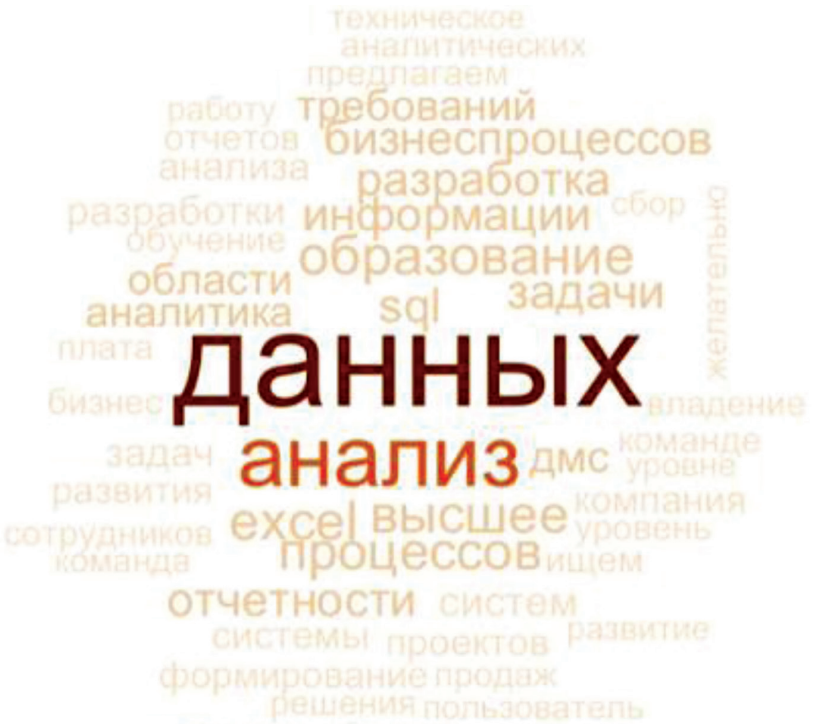

Рисунок П1. «Облако слов» для описания вакансий аналитиков. *Источник:* построено авторами в R на основе данных HeadHunter.