

Спрос на навыки: анализ на основе онлайн данных о вакансиях¹

Волгин А.Д., Гимпельсон В.Е.

Суть человеческого капитала сводится к тому, что люди знают и умеют, т.е. к производительным навыкам. Данная работа посвящена изучению спроса на различные профессиональные и социальные навыки. Структура экономики отражается в структуре рабочих мест и в спросе на навыки со стороны работодателей. Однако анализ спроса на навыки затруднен тем, что он плохо наблюдаем с помощью традиционных источников информации. В данном исследовании мы получаем ее из объявлений об открытых вакансиях, опубликованных на сайте одной из ведущих российских интернет-площадок поиска работы в течение 2019–2020 гг. Всего в нашу выборку вошли 3,5 млн вакансий, содержащих эксплицитное перечисление навыков, требуемых от кандидатов на работу. Мы отбираем навыки из текстов объявлений, исходя из указанных ключевых слов и классифицируем их в несколько групп. Далее мы ранжируем агрегированные навыки по частоте и анализируем их распространенность, в том числе с учетом того, как они дополняют друг друга и складываются в сложные пучки. Затем мы регрессируем заработную плату на полученные группы навыков и на ряд контрольных переменных для определения денежной «премии» за каждый навык и за их комбинации. Многие навыки являются комплементарными, и их сочетание значимо увеличивает величину вознаграждения. Результаты показывают, что на российском рынке наиболее востребованы социальные и клиентоориентированные навыки, а также умения, связанные с профессиями средней квалификации, что отчасти демонстрирует достаточно простую структуру рабочих мест.

Ключевые слова: навыки; профессии; вакансии; спрос на труд.

DOI: 10.17323/1813-8691-2022-26-3-343-374

¹ В. Гимпельсон отмечает поддержку в рамках гранта, предоставленного Министерством науки и высшего образования Российской Федерации (№ соглашения о предоставлении гранта: 075-15-2022-325). Авторы признательны И. Денисовой, Г. Канторовичу и А. Лукьяновой за конструктивные и полезные замечания.

Волгин Артем Дмитриевич – аспирант департамента социальной статистики Университета Манчестера. E-mail: art.volgin@gmail.com

Гимпельсон Владимир Ефимович – ведущий научный сотрудник, директор Центра трудовых исследований Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики». E-mail: vladim@hse.ru

Статья поступила: 17.05.2022/Статья принята: 08.09.2022.

Для цитирования: Волгин А.Д., Гимпельсон В.Е. Спрос на навыки: анализ на основе онлайн данных о вакансиях. *Экономический журнал ВШЭ*. 2022; 26(3): 343–374.

For citation: Volgin A.D., Gimpelson V.E. Demand for Skills: Analysis Using Online Vacancy Data. *HSE Economic Journal*. 2022; 26(3): 343–374. (In Russ.)

«Но это такое все допотопное, что не требует мозгов. Только навыков»
(М. Жванецкий)

1. Введение

Среди экономистов существует почти консенсус в том, что развитый человеческий капитал имеет ключевое значение для обеспечения высокого уровня производительности труда. Образованные и высококвалифицированные люди могут создавать больше добавленной стоимости в единицу времени, чем необразованные и малоквалифицированные. Однако многочисленные исследования дают весьма скромные оценки для вклада человеческого капитала в рост производительности. Российская экономика является наглядным примером большого разрыва между лидерством по доле высокообразованных работников и очень средним уровнем производительности [Авдеева и др., 2021]. Причины этого могут быть разные – большие ошибки измерения, невысокое качество образования, а также ограниченный спрос на сложный человеческий капитал в силу структурных или институциональных особенностей экономики [Гимпельсон, 2016].

Спрос на навыки как ключевую компоненту человеческого капитала, однако, очень плохо поддается изучению и во многом остается для исследователей ненаблюдаемым. Это связано с тем, что большинство имеющихся стандартных источников информации ориентированы преимущественно на предложение труда и его структуру, в то время как нюансы спроса остаются в тени. По разным причинам статистика и обследования предприятий и фирм плохо отражают то, как выглядит его структура и как она меняется с течением времени. Возможным решением является анализ вакансий с точки зрения требуемых навыков. Предполагается, что, объявляя вакансию, работодатель знает, какими навыками должен обладать ее соискатель.

В данной работе мы анализируем гетерогенность в спросе на навыки и в денежной премии, которую эти навыки сулят. Для этого мы используем данные о вакансиях, размещенных в базе компании HeadHunter (далее НН) – ведущей российской онлайн-площадки подбора персонала. Работодатели, публикуя вакансии, часто указывают, какие профессиональные и социально-эмоциональные навыки ожидаются от потенциальных кандидатов. Их запросы варьируются от самых общих формулировок (например, «аналитические способности») до весьма частных («знание устройства автомобиля» или «владение языком программирования Python или C++»).

Мы начинаем наше исследование с классификации упоминаемых в вакансиях навыков, а затем анализируем их распространенность и комплементарность, уделяя особое внимание взаимосвязям между ними. Затем мы ищем ответ на вопрос о том, какова ценность требуемых навыков в терминах предлагаемой заработной платы. Наш анализ построен на данных за 2019–2020 гг. с выделением периода пандемии, в ходе которого и объем, и структура спроса на труд могли заметно трансформироваться.

В работе показано, что спрос на труд сконцентрирован в 10 основных группах навыков. При этом наиболее часто встречаются запросы на социальные, профессиональные средней квалификации и компьютерные навыки разной сложности. Спрос на когнитивные или технологически сложные навыки представлен слабо. Средняя вакансия запрашивает 2,5 навыка, а определенные сочетания ассоциируются с более высокой заработной платой.

Структура и логика работы выглядят следующим образом. В разделе 2 представлен обзор литературы, посвященной анализу навыков. Раздел 3 подробно обсуждает используемые данные. В разделе 4 мы приводим подробный анализ вакансий. Раздел 5 исследует предлагаемую в вакансиях заработную плату и ее связь с запрашиваемыми навыками. В заключении подводятся итоги.

2. Подход к проблеме (теория и обзор литературы)

«Навык» в самом общем случае 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. Сами навыки достаточно разнородны – от базовых до продвинутых, от специализированных профессиональных до общесоциальных и чисто личностных (как личностных черт – некогнитивных навыков)². Их воспроизводство осуществляется разными способами и далеко не всегда в институционализированных формах, т.е. может протекать неформально, вне систем образования или программ внутрифирменного обучения. Объявляя вакансию и затем нанимая работника, работодатель ищет на рынке труда такую конфигурацию производительных навыков – сочетание теоретических знаний, практических умений, жизненного и профессионального опыта, черт характера, – которая наилучшим образом соответствовала бы его задачам.

Спрос на навыки в российской академической литературе исследован крайне слабо. Он во многом определяется структурой экономики и, соответственно, составом профессий. Отчасти о нем можно судить по оценкам отдачи от образования, опыта, укрупненных профессий, выполненным на данных массовых обследований домохозяйств или индивидов³. Однако такие исследования не проливают свет на то, какие конкретные навыки востребованы и где. Для этого нужны такие данные от компаний, в которых ожидаемые от работников профессиональные и личностные качества четко сформулированы. Этим требованиям могут соответствовать описания объявляемых вакансий, в которых эксплицитно прописаны связанные с ними ожидания работодателей.

В преимущественно индустриальной экономике спрос концентрируется на навыках физического труда (наличие физической силы, выносливость, навык выполнения повторяющихся и физически тяжелых операций) и профессиональных навыках средней и низкой квалификации. По мере усиления диверсификации и развития сектора услуг усложняется и расширяется спрос – растет запрос на когнитивные навыки более высоко-

² См.: [Heckman, Kautz, 2012; Deming, 2017].

³ Применительно к России на эти темы есть довольно много исследований, которые здесь невозможно перечислить, вот лишь некоторые: [Российский работник, 2016; Рожкова, Рощин, 2019; Fleisher et al., 2005; Denisova, Commander, 2012; Melianova et al., 2020; Капелюшников, 2021].

го уровня, на социальные и психоэмоциональные навыки. В свою очередь цифровизация требует разного рода компьютерные навыки: от самых базовых для широкого круга пользователей до продвинутых специализированных для разработчиков.

За последние 30 лет профессионально-отраслевая структура российской экономики сильно изменилась. Если в 1990 г. примерно каждый третий занятый трудился в промышленности, то в 2018 г. – лишь каждый пятый. По доле в общей занятости торговля и связанные с ней услуги вышли на первое место среди всех видов деятельности, а каждые 4 из 5 занятых работали в секторе услуг⁴. Такая структура экономики требует иного набора навыков, нежели традиционная промышленность. Спрос на них становится при этом более разнообразным, более динамичным и во многом универсальным – межпрофессиональным.

Современные рабочие места предполагают, как правило, решение не одной, а нескольких взаимосвязанных задач, и требуют наличия у работника набора соответствующих навыков. Если нет навыка типа X, то даже хорошо развитые навыки типа Y оказываются невостребованными и обесцененными. Например, профессионально грамотный инженер, но со слабыми социальными и некогнитивными навыками (коммуникативность, умение работать в команде, открытость новому опыту, эмоциональная стабильность и т.п.) может представлять для работодателя лишь ограниченную ценность.

Системы отбора работников часто ориентированы на скрининг именно этих – во многом латентных для наблюдения – характеристик, поскольку чисто профессиональные навыки лучше видны и легче сигнализируются дипломами, сертификатами, аттестатами, лицензиями, предшествующим опытом работы. Дополнительная трудность – это быстрый темп изменений в запросах на навыки, что требует и от работников, и от их работодателей постоянной готовности и способности к до- и переобучению. Стандартные инструменты в виде специальных обследований, в которых исследователь сам определяет закрытый перечень востребованных навыков, могут быть мимо цели, если эти запросы неточно сформулированы. Необходимы такие инструменты, которые бы формулировали спрос на языке работодателя и были бы при этом приближены к работе в реальном времени.

«Подобраться» к такой информации возможно двумя способами. Первый – это опросы работодателей, в которых задаются открытые или закрытые вопросы про необходимые им навыки. Здесь, однако, возникает ряд проблем, снижающих их ценность: ограниченная представительность подобных обследований и невозможность связать спрос на навыки с конкретными вакансиями/позициями. Другой способ – использовать данные о вакансиях, которые передаются в службы занятости, публикуются в СМИ или на специальных интернет-платформах поиска работы. В последние годы роль различных онлайн-площадок существенно возросла, постепенно отодвигая по популярности традиционные способы поиска [Kuhn 2014; Рощин и др., 2016]. При этом появляется возможность анализировать информацию о вакансиях в максимальном объеме и в ее первичном виде. Данные такого рода академическими исследователями используются с начала 2000-х годов, хотя и с переменным успехом.

Особо следует отметить ряд недавних исследований, в которых анализируются данные, собранные американской компанией Burning Glass Technology (BGT). BGT собирает данные с 40000 онлайн-площадок в США, агрегирует их, устраняет дублирование,

⁴ См.: [Труд и занятость в России, 2019, табл. 3.7].

трансформирует в машиночитаемые форматы и создает аналитику по рынку труда. Опираясь на данные BGT, Деминг и Кан [Deming, Kahn, 2017] исследуют межфирменную и пространственную вариацию в спросе на навыки. Используя ключевые слова, они предлагают классификацию навыков, состоящую из 10 групп, отмечают их комплементарность, возрастающую роль социальных навыков и значительную объясняющую силу навыков в регрессиях зарплаты и результативности фирм. Эти же данные лежат в основе работы [Hershbein, Kahn, 2018], в которой исследуется эволюция спроса на навыки в ходе и после кризиса 2008 г. Авторы констатируют, что требования к навыкам возросли больше на тех локальных рынках, которые относительно сильнее пострадали от кризиса. Фирмы, выходя из рецессии, увеличивали свои инвестиции в новые технологии, попутно поднимая комплементарные требования к персоналу. Это, в свою очередь, подстегивало поляризацию рабочих мест.

В академической литературе, посвященной человеческому капиталу и навыкам как его составной части, в последнее время все чаще подчеркивается сила «мягких» – социальных и личностных – навыков, которые важны и сами по себе, и как комплементы к «жестким» [Bowles, Gintis, Osborne, 2001; Heckman et al., 2006; Heckman, Kautz, 2012]. Эта линия находит свое развитие во многих исследованиях, но, в основном, анализ идет со стороны предложения труда. В работе [Deming, 2017] отмечается, что рынок труда все сильнее вознаграждает наличие комплементарных социальных навыков. При этом доля рабочих мест, предполагающих социальные взаимодействия, неуклонно росла, а доля когнитивных рабочих мест, но не требующих социальных навыков, сокращалась. Вейнбергер [Weinberger, 2014] отмечает как новое явление тот факт, что зарплатная премия и рост занятости выше в тех профессиях, которые требуют и когнитивных, и социальных навыков, нежели в профессиях, где достаточно только одних из них.

Что же касается спроса на навыки в российской экономике, то литература на эту тему остается достаточно редкой и бедной. Рожкова (2019) показывает, что заработная плата на российском рынке труда положительно коррелирует с наличием некогнитивных навыков, а Гимпельсон, Зудина и Капелюшников (2020) обсуждают связь навыков с разными показателями жизненного успеха. В этих работах, основанных на данных РМЭЗ НИУ ВШЭ, разговор идет с позиций предложения труда. Доклад Всемирного банка, базирующийся как на данных от индивидов, так и от фирм, отмечает, что «российской экономике крайне необходимы социальные и поведенческие навыки (например, умение работать с людьми), а также когнитивные навыки высокого порядка (такие как умение решать проблемы). Работодатели указывают на острый дефицит таких навыков – более острый, чем нехватка профессиональных навыков» [Всемирный Банк, 2015, с. 10]. Об этом же говорит и известный доклад Бостон Консалтинг Групп (2017).

Серьезным ограничением в исследованиях структуры спроса на труд является доступность детальной информации о навыках, поскольку традиционные источники данных не обеспечивают необходимой дифференциации. Данные о вакансиях, размещаемые на онлайн-площадках, позволяют сделать важный шаг в дешифровке спроса.

3. Используемые данные

В России данные о вакансиях собираются и размещаются компаниями, специализирующимися на содействии в поиске работы, или государственной службой занятости

(см. www.trudvsem.ru). Среди первых наиболее известны такие как HeadHunter (www.hh.ru), Superjob (www.superjob.ru), Работа.ру (www.rabota.ru), ЯндексРабота (www.rabota.yandex.ru) и ряд других, но при этом одна и та же вакансия может публиковаться на разных сайтах одновременно.

В нашем исследовании мы используем данные из архива компании HeadHunter – крупнейшего российского онлайн-сервиса для поиска работы, на котором зарегистрированы более 1 млн работодателей (на октябрь 2020 г.). Каждый месяц на сайте hh.ru появляется более полумиллиона вакансий из различных регионов России и СНГ (<https://hh.ru/article/28>). Анализируемый нами массив данных получен скачиванием с помощью официального API HeadHunter (<https://dev.hh.ru/>).

Каждое объявление о вакансии содержит набор характеристик, представленный в табл. П1 Приложения. Среди них краткое описание работы и основные требования к навыкам соискателей. Требования сформулированы в виде текста, который может быть проанализирован с помощью семантического анализа ключевых слов. Это дает возможность их формализовать и классифицировать. Далее мы можем анализировать спрос на отдельные навыки в разрезе профессий и видов деятельности⁵, а объемы данных позволяют отслеживать изменения на рынке труда с большей точностью по сравнению с классическими опросными методами и в реальном времени.

Конечно, как и любой другой источник информации, данные о вакансиях не лишены недостатков. Структура вакансий, как правило, смещена в пользу более квалифицированных работников, что может исказить общую картину спроса на труд. Эта проблема не столь актуальна, если нас интересуют навыки как таковые, т.е. вакансии для квалифицированных кандидатов, от которых и ожидается наличие навыков. Поскольку требуемые навыки в вакансиях объявляются работодателями в свободной форме, то это также может вызывать смещение. Например, в вакансиях для грузчиков необязательно указывать физическую подготовку для переноски тяжестей, а для программистов (и не только) умение включать и выключать компьютер (наличие базовых навыков). Это следует иметь в виду при интерпретации результатов.

Другим недостатком данных НН о вакансиях является ограниченность информации о предлагаемой заработной плате – указание ее величины не является обязательным условием для размещения вакансии на сайте. В результате почти в каждом третьем объявлении она отсутствует. Также отметим, что указанная в вакансии зарплата отражает лишь первое предложение компании, а не фактическую величину вознаграждения для вновь нанятого сотрудника, поскольку в процессе переговоров с соискателем указанная сумма может измениться как в большую, так и в меньшую сторону.

К сожалению, в форме для заполнения информации о вакансии отсутствуют многие переменные, которые были бы крайне полезны для анализа, например, нет стандартизированного поля для необходимого уровня образования соискателя. Подобную информацию можно получить путем автоматизированной проверки текста вакансии на наличие в нем соответствующих ключевых слов, однако результат может быть смещен в силу того, что работодатель не всегда обозначает требования к уровню образования в тексте напрямую, хотя наличие специализированного диплома все равно неявно подразумевается. Еще одно ограничение связано с нестандартностью применяемого в НН клас-

⁵ В зависимости от используемых классификаторов.

сификатора видов деятельности/профессиональных областей, который не стыкуется со стандартными (ISIC/NACE/ОКВЭД). В нем явным образом смешаны отраслевые (например, добыча сырья) и профессиональные (высший менеджмент, юристы, домашний персонал) основания. Приближение к стандартным классификаторам чревато потерей информации, а потому мы ее используем в исходном виде.

Всего за период с 1 января 2014 г. по 1 ноября 2020 г. в базе НН были объявлены 25,6 млн вакансий с уникальными идентификаторами, не считая предложений для работы вне России. Из них примерно 9,9 млн вакансий приходятся на период после 1 января 2019 г. Такой объем вакансий и охват практически всех видов деятельности и профессий дает основания считать эту информацию достаточно представительной. Количество новых вакансий внутри каждого года колебалось по месяцам, резко сокращаясь в декабре. В целом мы наблюдаем восходящий тренд в числе публикуемых в НН вакансий до 2019 г., включительно, что может объясняться как растущим спросом на труд, так и укреплением лидерских позиций самого НН как ведущей онлайн-платформы поиска работы и работников. В 2020 г. рост числа вакансий приостановился, а волатильность сильно выросла, отражая влияние пандемии на спрос на труд (рис. 1).

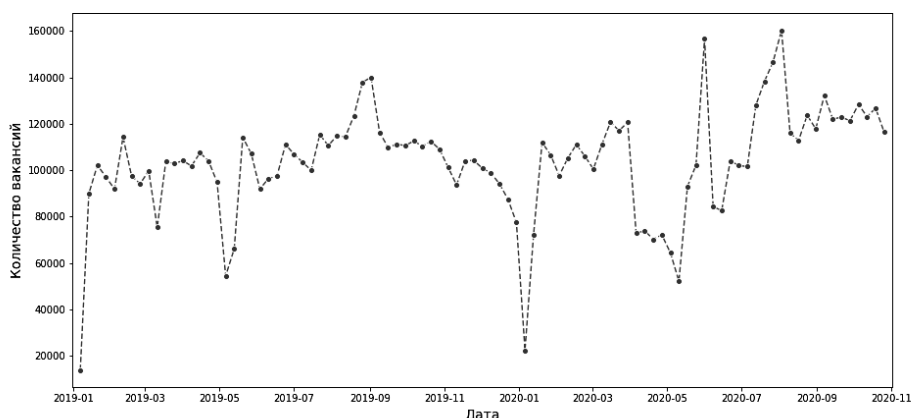


Рис. 1. Динамика общего числа опубликованных вакансий на сайте НН, 2019–2020 гг.

Возможность представлять текстовую информацию о требуемых навыках в объявлениях о вакансиях появилась в середине 2015 г., но вначале, по-видимому, это не было популярным, и в течение долгого времени лишь одна из 5 вакансий прямо указывала на требуемые навыки. В течение 2019 г. доля вакансий с эксплицитным описанием навыков возросла почти до 60%. Чтобы избежать смещения результатов из-за недостаточной репрезентации вакансий с навыками до 2019 г., мы будем использовать только вакансии, опубликованные в период с 1 января 2019 г. по 1 ноября 2020 г. Однако значительное число объявлений о вакансиях может не содержать эту информацию по той простой причине, что никакие особые навыки не требуются. Это касается, прежде всего, малоквалифицированных рабочих мест, значительный спрос на рабочую силу для которых сохра-

няется. Всего за рассматриваемый период в 20 месяцев было предложено около 3,8 млн уникальных вакансий, содержащих информацию о требуемых навыках, из них почти 3,6 млн предполагали работу на полный рабочий день. На рис. 2 мы показываем, как доля таких вакансий менялась в течение времени.

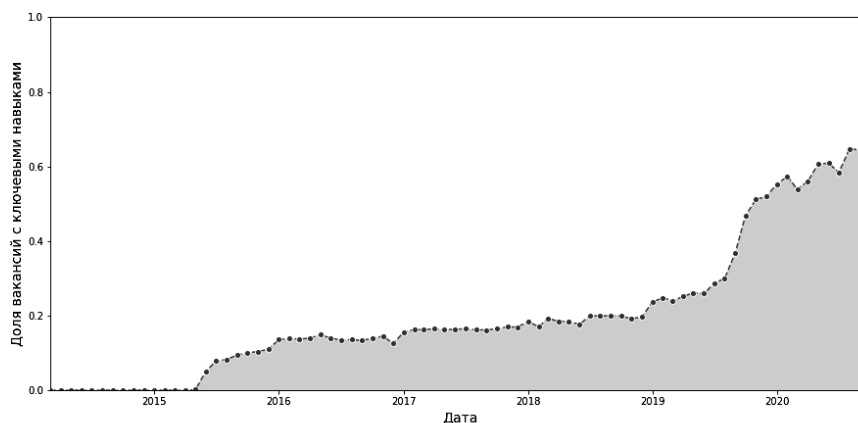


Рис. 2. Динамика доли вакансий, содержащих требования к навыкам

Завершая этот раздел, отметим несколько обстоятельств, в силу которых информация о навыках в объявлениях вакансий может быть неполной или смещенной.

Во-первых, в объявленных таким образом вакансиях отдельные навыки могут быть недопредставлены, если их ищут преимущественно по иным каналам. Например, вакансии для топ-менеджеров или специалистов редкой квалификации могут заполняться с помощью компаний, специализирующихся на «охоте за головами». Однако доля подобных вакансий в общем массиве, по-видимому, невелика, поскольку они не относятся к массовым профессиям. Во-вторых, данные НН могут как завышать спрос на определенные навыки относительно фактического числа рабочих мест, так и занижать. Во многих массовых профессиях (например, в торговле или строительстве) очень велик оборот рабочей силы, искусственно генерирующий поток объявляемых вакансий на одно рабочее место. Однако одна объявленная вакансия на работу в крупной сетевой компании может скрывать множество вакансий в подведомственных организациях. Например, вакансия «продавец в «Перекресток», г. Москва» может означать несколько фактических позиций в разных магазинах. Наконец, в-третьих, работодатели могут неточно или неполно обозначать требуемые им навыки, рассчитывая на то, что последние будут более точно выявляться в ходе очных интервью.

Тем не менее на сегодняшний день более полной информации о спросе на навыки, по-видимому, не существует.

4. Классификация запрашиваемых навыков

Ожидаемые от соискателей навыки в объявлениях о вакансиях обычно формулируются в свободной текстовой форме. В итоге одни и те же характеристики могут в разных

объявлениях называться разными словами. К примеру, такие слова как мотивированность, целеустремленность или ориентированность на результаты описывают примерно одну и ту же личностную черту или навык. Опираясь на содержательный анализ ключевых слов, мы последовательно сокращаем количество классифицируемых навыков.

В качестве отправной точки при построении классификации мы используем схему из 10 групп, предложенную в работе [Deming, Kahn, 2018] (далее D&K) и представленную в верхней панели табл. 1. В ней фактически смешаны разные основания, поскольку она включает, с одной стороны, личностные и социальные навыки, востребованные в разных профессиях, с другой, собственно профессиональные навыки, как например, финансовые или специализированные компьютерные. В левом столбце таблицы мы перечисляем укрупненные навыки, а в правом приведены примеры ключевых слов, которые использовались для классификации.

Таблица 1.
Классификация навыков, запрашиваемых в объявлениях о вакансиях

Навык	Примеры ключевых слов и словосочетаний
<i>Классификация D&K, 2018</i>	
Когнитивные (cognitive)	Статистический анализ, аналитический склад ума, математическое моделирование
Социальные (social)	Грамотная речь, ведение переговоров, умение работать в команде, коммуникабельность, навыки публичных презентаций
Личностные (character)	Ответственность, стрессоустойчивость, креативность, мотивированность
Работа с текстом (writing)	Написание и корректура текстов, SEO-копирайтинг
Клиентоориентированные (customer service),	Клиентоориентированность, обслуживание покупателей, поиск и привлечение клиентов
Управление проектами (Project management)	Управление проектами, Product Management, Event Management
Управление людьми (People management)	Управление персоналом, руководство коллективом, мотивация и обучение персонала, подбор персонала,
Финансовые (Financial)	Финансовый анализ, аудит, бухгалтерская отчетность, расчет заработной платы
Компьютерные общие (Computer general)	Пользование ПК, навык использования офисных программ, работа с оргтехникой
Компьютерные специализированные (Software specific)	Программирование, языки программирования, знание специализированного программного обеспечения

Окончание табл. 1.

Навык	Примеры ключевых слов и словосочетаний
<i>Дополнительные группы</i>	
Иностранный язык	Иностранный язык, письменный перевод, ведение переписки на иностранном языке
Административно-организационные	Прием и распределение телефонных звонков, обеспечение жизнедеятельности офиса, организаторские навыки
Работа с информацией в интернете	Поиск информации в интернете, SMM, SEO
Юридические	Гражданское право, арбитражные суды, юридическое сопровождение
Медицинские, медико-психологические	Врачи и медицинский персонал, медицинское оборудование, практическая и детская психология, ветеринария
Обеспечение безопасности	Промышленная безопасность, пожарная безопасность, охрана объекта
Профессиональные, средняя квалификация	Знание устройства автомобиля, сварочные работы, контроль качества
Профессиональные, без квалификации	Грузчик, разнорабочий, уборка

Значительное число навыков, заявляемых в опубликованных на сайте НН вакансиях, не подходят под эту схему. Например, в схеме D&K есть группа финансовых навыков, которые являются профессиональными, но в анализируемых нами вакансиях есть много запросов и на другие профессиональные – например, юридические или медицинские. Кроме того, мы (в отличие от D&K) не ограничиваем наш анализ только вакансиями для специалистов. Отсюда появляются запросы на рабочие профессии средней квалификации или на работников вообще без квалификации. По нашему мнению, такие вакансии также представляют интерес, поскольку более полно отражают структуру спроса и могут содержать информацию о комплементарности для профессий средней сложности. Что же касается неквалифицированных работников, то от них также, очевидно, требуются определенные «навыки» – физическая сила, выносливость, готовность заниматься непрестижным трудом.

Те навыки, которые часто повторяются, но прямо не укладываются в исходную классификацию D&K, мы группируем отдельно. Это дает нам дополнительно 8 групп, которые приведены в нижней панели табл. 1. Эти навыки носят в основном профессионально ориентированный характер или предполагают запрос на физическую силу и готовность к неквалифицированной работе. Как таковые они представляют для нас ограниченный интерес, но частота запроса на них является важной характеристикой рынка труда.

Объявление о вакансии может содержать набор ключевых слов, свидетельствующих о необходимости наличия одновременно разных навыков. Например, программист

(возможно) должен обладать не только специализированными навыками в разработке программного обеспечения, но и уметь работать в команде (социальные навыки), быть стрессоустойчивым (личностные), обладать аналитическим умом (когнитивные), а также уметь грамотно излагать свои мысли на бумаге и в выступлениях (литературные)⁶. Примеры такого рода многочисленны. Это означает, что навыки могут быть комплементарными, дополняя друг друга в одной вакансии.

В ходе дальнейшего анализа мы будем учитывать только те вакансии, в объявлениях которых указаны требуемые навыки и предполагается полный рабочий день. Если названы несколько навыков, но содержательно идентичных, то мы их считали за один. Например, если требуется сотрудник, владеющий тремя различными языками программирования и с навыком командной работы, то такая вакансия будет соответствовать двум категориям: «Компьютерные специализированные» и «Социальные». В дальнейшем под навыками мы понимаем принадлежность к объединенным категориям в табл. 1, а не какой-то отдельный навык, описываемый одним из ключевых слов.

Итак, что нужно российскому рынку труда? Распределение вакансий по частоте упоминания навыков представлено в табл. 2.

Таблица 2.

**Количество и частота запрашиваемых навыков по категориям,
период с 1 января 2019 г. по 1 июля 2020 г.**

	Количество навыков	% от числа вакансий	% от числа упоминаемых навыков
Социальные	1759086	46,5	16,8
Профессиональные, средняя квалификация	1571193	41,5	15,0
Компьютерные специализированные	1148677	30,3	11,0
Компьютерные общие	1057375	27,9	10,1
Административно-организационные	993561	26,2	9,5
Клиентоориентированные	969608	25,6	9,3
Личностные	617717	16,3	5,9
Управление персоналом	590276	15,6	5,6
Когнитивные	478876	12,7	4,6
Финансовые	437567	11,6	4,2
Работа с информацией в интернете	202500	5,3	1,9
Иностранный язык	174862	4,6	1,7
Управление проектами	145364	3,8	1,4
Безопасность	88963	2,4	0,8
Медицинские, медико-психологические	73320	1,9	0,7
Юридические	68384	1,8	0,7
Литературные	60913	1,6	0,6
Профессиональные, без квалификации	42919	1,1	0,4

Примечание: жирным шрифтом выделены навыки из классификации D&K, 2018.

⁶ Эта гипотеза в отношении программистов далее не находит своего подтверждения в данных.

Как мы видим, самыми востребованными навыками являются не сугубо профессиональные, а социальные, которые упоминаются в 47% всех вакансий. На втором месте (42% вакансий) идут профессиональные, но средней квалификации, как правило, не требующие высшего образования, а часто и среднего специального. Наконец, «бронзовая медаль» нашего рейтинга может быть вручена специализированным компьютерным навыкам за 31% всех упоминаний. На эту тройку приходится около 43% всех запросов на навыки.

А что дальше? Дальше идут три группы навыков, каждая из которых появляется в четверти (26–28%) всех объявлений. Это общие компьютерные, клиентоориентированные и административно-организационные. На личностные навыки и навыки, связанные с управлением людьми, приходится еще по 16%. Наличие когнитивных навыков запрашивается в 13% вакансий, а навыков в области финансов еще в 12%. Итого на перечисленные 10 групп навыков приходится около 85% упоминаний навыков, а каждый из оставшихся навыков встречается не более чем в 5% объявлений.

Данная таблица не подтверждает популярный тезис об остром дефиците когнитивных или профессиональных навыков высокой сложности, для преодоления которого потребовалась бы значительная переформатизация системы образования. Скорее наоборот, «лидируют» навыки, которые не являются продуктом высшего образования. Специализированные компьютерные навыки занимают третье место в рейтинге спроса, но в эту категорию входят как навыки продвинутого программирования, так и владение узкоспециализированным программным обеспечением, что во многих случаях не требует длительной и сложной подготовки. Интересно, что лишь в 30% таких вакансий (со специализированным компьютерными навыками) прямо указано на необходимость иметь высшее образование.

Как мы видим, чаще всего в вакансиях от кандидата требуются социальные – мягкие – навыки. Их востребованность можно объяснить универсальностью; они необходимы во многих сферах деятельности и часто идут в связке с другими навыками (ниже мы рассмотрим насколько и с чем они комплементарны). Что касается собственно профессиональных навыков, то значительный спрос (около 42% всех вакансий) есть на среднюю рабочую квалификацию, приобретение которой не требует длительного обучения.

Тренд на цифровизацию, начавшийся задолго до пандемии (но ставший еще более очевидным в ее ходе), связан с расширением спроса на навыки, включающие использование компьютеров и знание программного обеспечения. Около 50% вакансий предполагают ту или иную степень компьютерной грамотности, но в половине таких случаев указывается на достаточно базовые знания на уровне простого пользователя. Вполне возможно, что такой спрос недооценен, так как многие работодатели могут считать владение компьютером само собой разумеющимся. По-видимому, эксплицитный запрос на базовую компьютерную грамотность является маркером относительно простой работы и не является спутником высококвалифицированных рабочих мест.

В табл. П2 Приложения показаны средние значения числа востребованных навыков по видам деятельности и специализациям (в классификации НН). Естественно предположить, что чем сложнее работа, тем больше навыков требуется для ее выполнения. Наибольшая диверсификация ожидается от сотрудников, приглашаемых на руководящие позиции, поскольку они должны обладать не только знаниями предмета, но и иметь хорошие социальные и менеджерские навыки. Самый узкий набор требований предъявляется к рабочему и домашнему обслуживающему персоналу. Несмотря на то, что в IT-сфере

зачастую требуется множество различных «жестких» («hard») навыков (знание «железа», операционных систем, нескольких языков программирования и т.д.), все они относятся к специализированным компьютерным, и поэтому этот вид деятельности располагается в нижней части табл. П2.

В табл. 3 (и полностью в табл. П3) мы показываем, как типы навыков распределены по видам деятельности. По ее строкам представлены наиболее распространенные виды деятельности, а столбцы соответствуют самым запрашиваемым навыкам. Опять мы видим, что почти везде социальные навыки занимают место среди самых востребованных. Их доля достигает четверти там, где взаимодействие с клиентами является одной из ключевых задач. Там, где все-таки без профессиональных знаний обойтись нельзя, социальные отходят на второе место, но и в этом случае на них приходится значительная доля запросов. Наиболее заметным исключением является разного рода финансово-бухгалтерская деятельность, где нужны специальные знания, административно-организационные навыки, навыки работы с клиентами, владение специальным программным обеспечением.

Таблица 3.

**Наиболее часто встречающиеся три навыка
для ТОП-10 видов деятельности**

	ТОП-1	ТОП-2	ТОП-3
Продажи	Клиентоориентированные	Социальные	Профессиональные, средняя квалификация
Информационные технологии, интернет, телеком	Компьютерные специализированные	Социальные	Профессиональные, средняя квалификация
Рабочий персонал	Профессиональные, средняя квалификация	Социальные	Компьютерные общие
Строительство, недвижимость	Профессиональные, средняя квалификация	Социальные	Административно-организационные
Производство, сельское хозяйство	Профессиональные, средняя квалификация	Социальные	Компьютерные специализированные
Транспорт, логистика	Профессиональные, средняя квалификация	Социальные	Компьютерные общие
Административный персонал	Социальные	Профессиональные, средняя квалификация	Компьютерные общие
Маркетинг, реклама, PR	Социальные	Компьютерные специализированные	Клиентоориентированные
Начало карьеры, студенты	Социальные	Компьютерные общие	Профессиональные, средняя квалификация
Бухгалтерия, управленческий учет, финансы предприятия	Финансовые	Компьютерные специализированные	Административно-организационные

Примечание: данная таблица в полном виде представлена в табл. П3 Приложения.

5. Комплементарность навыков

Как уже отмечалось, в реальной жизни для выполнения многих трудовых функций часто необходимо сочетание разных навыков – их «пучок». Например, инженер на производстве должен знать свою инженерную профессию (профессиональный навык), уметь работать в команде и быть коммуникабельным (социальный навык), владеть компьютером и специальным программным обеспечением (IT-навык), быть мотивированным, стрессоустойчивым и открытым новому (личностные навыки); врач должен быть не только хорошо образованным в своей области, но и обладать выраженной эмпатией по отношению к пациентам. Для промышленных рабочих, возможно, социальные навыки не столь важны, но могут потребоваться такие личностные качества, как дисциплинированность и аккуратность, без которых невозможно точное соблюдение технологических требований. Подобные примеры легко предложить практически для большинства профессий высокой и средней квалификации. Если вернуться к вышеприведенным примерам, то отсутствие хотя бы одного навыка из этого пучка-букета резко снижает шансы для такого соискателя на трудоустройство и профессиональный успех, включая хороший заработок, и грозит частичным или полным обесценением всех остальных. Если бы работодателям было достаточно лишь чисто профессиональных навыков, то необходимость в сложной и дорогостоящей процедуре поиска и отбора нужных кандидатов вряд ли существовала. Более того, чем сложнее и ответственнее трудовая позиция, тем комплекснее и разнообразнее «букет» навыков, ожидаемый от соискателя.

Хотя комплементарность навыков в общем случае сегодня никем не оспаривается, то, как и где они сочетаются, остается практически неизученным. Их желаемый «букет» к тому же сильно варьирует по профессиям и видам деятельности и далеко не везде может оказаться сложным по составу. Поскольку каждая вакансия может упоминать несколько навыков, мы анализируем их сочетаемость.

В среднем на одну вакансию приходится 2,6 навыка. Их число может доходить до 10, но потенциальный сотрудник редко должен обладать более чем 4–5 различными типами навыков одновременно. Распределение вакансий по числу перечисленных навыков представлено на рис. 3.

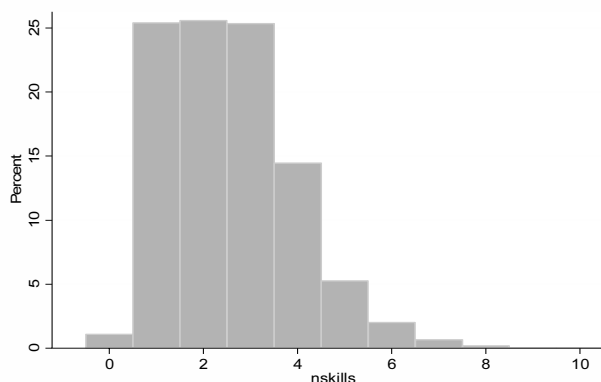


Рис. 3. Распределение вакансий по числу заявленных (групп) навыков (среднее число навыков на вакансию)

Структура востребованных навыков по мере расширения «букета» – увеличения числа навыков на вакансию – меняется. Например, среди вакансий, упоминающих только один навык (а доля таких составляет около четверти от всех вакансий), по 28% приходится на профессиональные средней квалификации и специализированные компьютерные. Доля социальных в этом случае составляет лишь 14%, что соответствует третьему месту в рейтинге востребованности навыков.

При усложнении букета запрашиваемых характеристик социальные навыки уверенно выходят на первое место. Уже в вакансиях с набором из двух навыков доля социальных составляет 44%, а среди вакансий с шестью навыками их доля превышает 90%. По-видимому, усложнение работы предполагает и усложнение «букета» – связку профессиональных, или «жестких», и социальных, или «мягких», навыков. Более детально изменение структуры навыков по мере усложнения запроса рассматривается в табл. П4.

Таблица 4.

**Матрица корреляций между навыками
в объявлениях о вакансиях**

	Социальные	Проф., средн. квалиф.	Компьютер. спец.	Компьютер. базовые	Клиентоориент.	Админ. организацион.	Личностные	Управление персоналом	Когнитивные	Финансовые
Социальные	1									
Профессиональные, средняя квалификация	-0,061	1								
Компьютерные специализированные	-0,242	-0,115	1							
Компьютерные базовые	0,170	0,030	-0,006	1						
Клиентоориентированные	0,312	-0,096	-0,146	0,011	1					
Административно-организационные	0,045	0,018	0,043	0,107	0,007	1				
Личностные	0,128	-0,056	-0,119	-0,006	0,010	-0,058	1			
Управление персоналом	0,045	0,055	-0,063	-0,037	0,036	-0,007	0,034	1		
Когнитивные	-0,003	-0,059	0,066	0,036	0,027	0,037	0,031	0,081	1	
Финансовые	-0,100	-0,005	0,093	-0,027	-0,004	0,170	-0,076	-0,011	0,077	1

Примечание: все корреляции значимы на однопроцентном уровне.

При 18 выделенных группах навыков число возможных комбинаций даже из двух навыков оказывается достаточно большим ($18 \times 17/2 = 153$ сочетания), но не все навыки складываются в один «букет». Их комплементарность мы можем рассмотреть, проанализировав лишь наиболее популярные сочетания. Табл. 4 представляет собой матрицу корреляций между 10 основными запрашиваемыми навыками. Их список упорядочен в соответствии с частотами в табл. 2.

Можно заметить, что наиболее сильно связаны друг с другом социальные и клиентоориентированные навыки, социальные и специализированные компьютерные, а также литературные и навыки работы в интернете. Ряд навыков, таких как связанные со сферой безопасности, владение иностранными языками, профессиональные медицинские, почти не коррелируют ни с какими другими. Это означает, что они самодостаточны для выполнения требуемой работы или их наличие компенсирует отсутствие других.

Наиболее часто дополнением к социальным идут клиентоориентированные навыки, общие компьютерные и личностные. Такой букет отражает профессионально-отраслевую структуру российской экономики с учетом скорости оборота рабочих мест. Поскольку в последние десятилетия особо быстро расширялся сектор услуг, ориентированный на конечного потребителя, то умение общаться, ориентация на клиента и наличие базовой компьютерной грамотности кажутся очевидными. Ряд отраслей – таких, например, как строительство и транспорт, также испытавших быструю экспансию, активно создавал массовые рабочие места для обладателей средней профессиональной квалификации – водителей, строителей, слесарей и т.п. Эти отрасли не только быстро росли, но и быстро обновляли свой персонал. Но чем выше текучесть кадров, тем чаще приходится объявлять вакансии для заполнения одного рабочего места. Так, показатель годового оборота (сумма коэффициентов наймов и увольнений) в строительстве и торговле превышает 100% в год, а в секторе гостиниц и ресторанов доходит до 150%⁷. Доля сектора услуг, в котором доминируют рабочие места средней квалификации, велика и растет, и именно здесь показатели движения рабочей силы максимальны. С учетом последнего обстоятельства интенсивность объявления вакансий может переоценивать фактическую долю таких рабочих мест в экономике.

6. Плата за навыки

Чем производительнее тот или иной навык (с точки зрения комплементарности к технологии и другим навыкам) и чем он дефицитнее, тем выше, при прочих равных, должна быть предлагаемая его обладателю заработная плата.

На рис. 4 показана динамика предлагаемой в вакансиях заработной платы в сравнении со средней зарплатой по данным Росстата, относящимся к полному кругу организаций. Цены предложения могут по многим причинам отличаться от фактической цены найма в обе стороны, но, по-видимому, они отражают сложившуюся рыночную конъюнктуру. До 2017 г., включительно, зарплата, предлагаемая в вакансиях, была выше средне-статистической, что могло объясняться изначальным смещением в структуре вакансий в базе НН в сторону более квалифицированных и лучше оплачиваемых. Однако разница между ними постепенно сокращалась, и начиная с 2018 г. оба ряда практически совпадают, хотя цифры Росстата оказываются чуть выше. По-видимому, предложение вакансий стало более представительным, лучше репрезентируя весь спектр профессий, и тем самым менее избирательным.

⁷ См.: [Труд и занятость в России, 2019, табл. 5.1]. Тот факт, что значительная доля вакансий направлена на замену вышедших, отмечается в литературе [Hershbein, Kahn, 2018]].

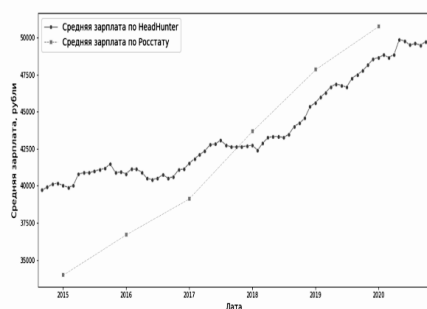


Рис. 4. Средняя зарплата по данным Росстата и в вакансиях на сайте НН, руб. в месяц, в текущих ценах

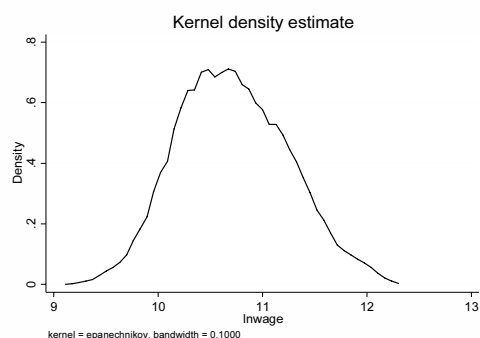


Рис. 5. Кернел-диаграмма распределения вакансий по заработной плате

В наших дальнейших расчетах мы опираемся на показатель логарифма предлагаемой заработной платы, дефлированной на месячный ИПЦ (значение для января 2019 г. принято за единицу). Если зарплата в вакансии задается в виде интервала, ограниченного максимальным и минимальным значениями, то мы рассчитываем среднее значение. При этом мы исключаем из рассмотрения все вакансии на «нестандартные» позиции – стажеров, волонтеров, наем на короткие проекты – и тем самым несколько приподнимаем средние значения оплаты.

В табл. 5 приведены некоторые описательные статистики для показателя зарплаты. Распределение вакансий по нему близко к логнормальному (рис. 5).

Таблица 5.

**Некоторые дескриптивные статистики предлагаемой заработной платы
(значения зарплаты приведены в ценах января 2019 г.)**

Показатели заработной платы	2019–2020 гг.
Средняя (ст. откл.), руб.	55277 (31130)
% вакансий с указанием ЗП	73,5%
Коэфф. Джини	0,29
P9/P1 (раз)	3,75
P25 (руб.)	30000
P50 median, руб.	43500
P75 (руб.)	65000

Интересно, что показатели дифференциации заработной платы в предлагаемых вакансиях говорят о невысоком уровне неравенства и они значительно ниже оценок, рассчитанных на данных обследований домохозяйств. Согласно этим данным, коэффициент Джини равен 0,29, а обычно для российского рынка труда он варьируется около 0,4 (в зависимости от источника данных). То же самое мы наблюдаем для децильного коэффициента

ента дифференциации ($p9/p1$), который у нас равен 3,75 против примерно 6 раз. Значение зарплаты в 75-м перцентиле всего в два раза выше, чем в 25-м, а медиана лишь на 15% ниже средней. Возможное объяснение этим различиям с конвенциональными оценками связано с тем, что в базе НН могут быть недостаточно представлены (или, если достаточно, то без указания зарплаты) вакансии на рабочие места, относящиеся к полюсам распределения.

Далее мы регрессируем заработную плату, указанную в вакансии, на дамми-переменные, указывающие спрос на навыки, и набор контрольных переменных. Среди последних: желаемый опыт работы, необходимое образование, режим работы, регион и дата подачи вакансии. Последняя переменная учитывает сезонность и развитие пандемии. К сожалению, требуемый уровень образования в значительной доле вакансий не указан, и мы это отмечаем как отсутствие требования к нему. Также у нас нет детальной информации о потенциальных работодателях.

Используемое уравнение внешне напоминает минцеровское, однако стандартная интерпретация его коэффициентов в этом случае неприменима. Во-первых, мы смотрим на навыки со стороны фирм, т.е. спроса на труд, который сильно подвержен текущей конъюнктуре. С другой стороны, требуемые навыки привязаны к тем задачам, которые должны решать потенциальные работники, а они не являются фиксированными индивидуальными атрибутами, за которыми стоят измеримые прошлые инвестиции в человеческий капитал. Это означает, что термины «отдача» или «премия» в этом случае должны иметь несколько иную интерпретацию, чем в традиционном анализе коэффициентов минцеровской регрессии, принятом в экономике труда [Autor, Handel, 2013].

Мы оцениваем уравнение вида

$$(1) \quad \ln W = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{10} \beta_i S_i + \gamma X + \mu + \tau + \varepsilon,$$

где наша зависимая переменная $\ln W$ – натуральный логарифм предлагаемой зарплаты; S_i – дамми-переменная навыка i ; β_i – коэффициент для навыка; X – контрольные переменные; γ – вектор коэффициентов контрольных переменных; τ и μ – фиксированные эффекты времени и региона соответственно; ε – случайно распределенная ошибка. Слагаемое α_0 показывает уровень заработной платы в группе, определяемой референтными значениями.

Мы начинаем с простого МНК. Примерно треть вакансий не содержит информации о предлагаемой зарплате, что может оказаться неслучайным и отражать ситуацию в определенных регионах и видах деятельности, где границы возможных интервалов чрезмерно широки. В этом случае потеря таких наблюдений чревата смещением оценок, а потому мы применяем хекмановскую коррекцию, используя как двухшаговый МНК, так и метод максимального правдоподобия. Уравнение отбора (exclusion restriction) включает наборы дамми для регионов и для видов деятельности (в классификации НН). Такой выбор мотивирован тем, что отказ от указания зарплаты варьируется по этим измерениям и чаще встречается там, где уровень зарплаты и ее дифференциация выше, а продуктивность хуже поддается непосредственному измерению (например, в Москве, в сфере финансовых инвестиций, у высшего менеджмента и т.п.). Как отмечается в литературе, ра-

ботодатели, открывающие высококвалифицированные и высокооплачиваемые позиции, менее склонны указывать в объявлениях значения зарплаты, оставляя пространство для переговоров [Brenčić, 2012].

Результаты оценивания в целом соответствуют нашим ожиданиям. Высшее образование и трудовой опыт (более 6 лет) положительно и значимо связаны с величиной предлагаемой зарплаты. Режим работы с постоянными командировками и разъездами также предполагает повышенное вознаграждение, а посменная работа, наоборот, стоит «дешевле», что, по-видимому, отражает ее более простое содержание. Интересно, что вакансии, объявленные после марта 2020 г., не предусматривают снижения зарплаты по сравнению с трендом, сложившимся в доковидном периоде.

Коэффициенты при дамми-переменных для навыков, полученные тремя вышеописанными способами, представлены в табл. 6. Как мы видим, в целом их значения достаточно близки между собой, что можно интерпретировать как тот факт, что отсутствие значения зарплаты в вакансии не влечет сильного смещения интересующих нас оценок.

Таблица 6.

**Коэффициенты регрессии для переменных,
обозначающих спрос на навыки**

Навыки	OLS 1	OLS 2	2SLS Heckman	ML Heckman
Социальные	-0,038	-0,015	-0,003	-0,004
Профессиональные, средняя квалификация	-0,020*	-0,043	-0,023	-0,024
Компьютерные специализированные	0,115*	0,060	0,027	0,033
Компьютерные базовые	-0,164	-0,105	-0,101	-0,096
Клиентоориентированные	-0,035	-0,035	-0,030	-0,028
Административно-организационные	0,062	0,154	0,173	0,154
Личностные	-0,047*	-0,020	-0,013	-0,016
Управление персоналом	0,057	0,062	0,045	0,050
Когнитивные	0,079	0,048	0,034	0,035
Финансовые	-0,036	-0,068	-0,062	-0,042
Контрольные переменные	Нет	да	да	да
_cons	11,45	11,42	11,18	11,17
N	2623562	2623562	3551400	3551400
R2_adj	0,04	0,394		

Примечания. Контролируются: желаемый опыт работы, необходимое образование, режим работы, регион и дата подачи вакансии. В уравнение отбора дополнительно включены дамми для регионов и вид деятельности. Все коэффициенты (за исключением отмеченных знаком «*» и статистически незначимого на 10-процентном уровне) значимы на однопроцентном уровне.

Если мы рассматриваем лишь первую десятку навыков (как в табл. 4), то значимая и положительная премия (относительно опции невыбора этих навыков) появляется в четырех случаях. Самой большой по величине (в районе 15%) она оказывается для вакансий, которые запрашивают административно-организационные навыки. Далее идут вакансии, предполагающие наличие навыков, связанных с управлением персоналом (HR навыки), компьютерных специализированных и когнитивных навыков. В них премия колеблется в районе 3–5%. Штраф около 10% сопровождает запрос на базовые компьютерные навыки, а штраф в 2–7% – все остальные.

За границей первой десятки выделяются несколько навыков. Во-первых, высоко ценится опыт управления проектами (15–20%) и знание иностранных языков (около 8%). Кажется удивительным, что юридические навыки и «литературные» ассоциируются с 10–12-процентным штрафом, но надо иметь в виду, что последний набор навыков встречается в небольшом числе запросов и, возможно, не предполагает высокую квалификацию в соответствующих профессиях.

Как можно интерпретировать эти оценки? Откуда берутся отрицательные величины – штрафы? Можно ли поверить в то, что социальные или финансовые навыки ассоциируются со штрафом? Следует отметить, что запрос на тот или иной навык является одной из характеристик конкретной профессии и того набора задач, который предполагаемый кандидат на работу должен будет выполнять на предлагаемом ему рабочем месте. К сожалению, наша информация о наполнении той или иной вакансии остается неполной. Во-первых, возможно, требуется не отдельный навык сам по себе, а их определенный набор, и только он дает денежную премию. Например, социальные и личностные характеристики крайне важны во многих профессиях, но просто «хороший человек» или «эффективный коммуникатор» профессиями не являются. Во-вторых, многие навыки являются прокси-индикаторами для определенных профессий или их групп. Например, запрос на базовую компьютерную грамотность вряд ли будет указываться в вакансии для высококвалифицированных специалистов, для которых свободное владение компьютером предполагается само собой разумеющимся. Или клиентоориентированные навыки (ассоциирующиеся со значительной премией) могут быть прокси для работы, связанной с поиском клиентов и взаимодействием с ними, т.е. с такими задачами, в которых результативность легко измеряется и монетизируется.

Комплементарность навыков должна проявляться в более высоких показателях отдачи в тех случаях, когда они взаимно дополняют друг друга. Поэтому далее мы последовательно добавляем в базовое уравнение пересечения между самыми востребованными навыками, и уравнение принимает следующий вид:

$$(2) \quad \ln W = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{10} \beta_i S_i + \sum_{i=1}^{10} \sum_{j=i+1}^{10} \lambda_{ij} S_i \cdot S_j + \gamma X + \mu + \tau + \varepsilon,$$

где $S_i \cdot S_j$ ($i \neq j$) – пересечение навыков i и j ; λ – коэффициент для их пересечения, а все остальные обозначения как в (1).

Коэффициенты регрессии для пересечений навыков приведены в табл. 7, где по строкам приведены i -е навыки, а по столбцам j -е.

Таблица 7.

**Коэффициенты регрессии для переменных,
образованных пересечением навыков, МНК**

	Проф., средн. квалиф.	Компьют. спец.	Компьют. базовые	Клиенто- ориент.	Админ.- органи- зацион.	Лично- стные	Упр-е персона- лом	Когни- тивные	Финан- совые
Социальные	0,014	-0,061	-0,001*	0,087	0,138	0,056	0,013	-0,038	0,124
Профессиональные, средняя квалификация		-0,101	0,028	-0,067	-0,014	0,047	0,041	0,046	0,009
Компьютерные специализированные			-0,062	-0,079	-0,103	-0,01	-0,05	-0,023	-0,14
Компьютерные базовые				-0,049	0,058	0,053	0,026	-0,035	0,051
Клиентоориен- тированные					0,102	0,059	0,023	0,001	0,137
Административно- организационные						0,089	0,037	-0,013	-0,057
Личностные							0,041	0,02	0,106
Управление персоналом								0,112	0,09
Когнитивные									0,103

Примечания. Контролируются: образование, стаж, режим работы, месяц объявления вакансии, регион. Все коэффициенты (за исключением отмеченного знаком «*») и статистически незначимого на 10-процентном уровне) значимы на однопроцентном уровне.

Хотя все коэффициенты статистически значимы (благодаря большому объему анализируемой совокупности вакансий), далеко не все потенциальные сочетания являются комплементарно ценными. Социальные навыки дополняют клиентоориентированные, административно-организационные, финансовые и, в меньшей степени, личностные. То, что у нас называется клиентоориентированными навыками, вознаграждается в букете с административно-организационными, финансовыми и личностными. Административно-организационные дополняются личностными, личностные – финансовыми, а HRовские – когнитивными и финансовыми. Две последние группы также положительно взаимодействуют – с точки зрения отдачи от них. Три группы навыков являются абсолютно самодостаточными, и их сочетания с другими не ведут к росту зарплаты. Это – профессиональные (средней квалификации) и обе группы компьютерных навыков.

Однако эти выводы относятся только к эффектам пересечений и не учитывают отдельное влияние самих исходных навыков, включенных в эти пересечения. Мы оценили эффекты с учетом всех возможных парных пересечений, но напомним, что в регрессии типа $y = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_1 x_2$ эффект x_1 будет равен частной производной (по x_1), т.е. сумме $\beta_1 + \beta_3 x_2$. Аналогично оценивается и эффект x_2 . В нашем случае x_1 и x_2 обозначают

навыки, а коэффициенты β показывают их связь с предлагаемой заработной платой. В результате эффекты отдельных навыков при их дополнении другими навыками могут быть иными – как больше, так и меньше, чем взятые по отдельности. Соответствующие оценки для навыков, пересчитанные в проценты изменения заработной платы, приведены в табл. 8.

Таблица 8.
Эффекты навыков при их интеракции с другими навыками, МНК

	Без пересечения	Социальные	Проф., средн. квалиф.	Компьют. спец.	Компьют. базовые	Админ. организацион.	Клиенто-ориент.	Личностные	Управление персоналом	Когнитивные	Финансовые
Социальные	-2,0		-0,6	-6,0	-1,7	5,9	10,1	2,9	0,0	-4,8	10,8
Профессиональные, средняя квалификация	-4,6	-3,3		-11,0	-2,2	-8,9	-4,8	-0,3	-0,5	0,4	-3,4
Компьютерные специализированные	5,8	2,3	0,2		-0,6	4,7	28,0	4,5	15,1	12,5	7,6
Компьютерные базовые	-9,9	-10,1	-19,5	-13,8		-11,7	3,0	-13,7	-5,0	-3,6	-17,4
Административно-организационные	-3,4	5,5	-9,9	-10,9	-11,7		4,3	5,2	9,2	4,1	-9,3
Клиентоориентированные	16,2	33,6	15,4	5,0	3,0	5,9		1,9	8,4	4,8	2,8
Личностные	-2,1	-0,1	0,9	-3,1	-13,7	-8,4	1,9		1,4	-0,7	8,0
Управление персоналом	5,7	7,3	8,9	2,5	-5,0	1,3	8,4	10,2		15,8	1,9
Когнитивные	4,3	2,9	8,3	3,6	-3,6	1,8	4,8	6,2	18,4		13,9
Финансовые	-6,5	1,3	-6,2	-14,1	-17,4	-6,6	2,8	2,7	16,4	1,8	

Прежде чем перейти к анализу табл. 8, мы должны пояснить «правила» ее чтения. В первом столбце представлены «отдачи» от навыков без учета их взаимодействия с другими навыками. Они получены пересчетом в проценты коэффициентов при дамми для навыков из табл. 7. Значения по строкам говорят о том, на сколько процентов возрастает заработная плата на навык в столбце 1, если он дополняется навыком из последующих столбцов. Другими словами, значение в каждой ячейке соответствует сумме $\beta_1 + \beta_3$. Естественно, в исходных регрессиях мы сохраняем все контрольные переменные.

Таблица позволяет сделать ряд выводов. Во-первых, сочетание нескольких навыков в одной вакансии влияет на отдачи от каждого из них, взятого по отдельности. Это влияние может идти как в сторону увеличения, так и в сторону уменьшения. Например, наличие в вакансии указания на социальные навыки само по себе ассоциируется со снижением предлагаемой зарплаты примерно на 2%. Однако, если в той же вакансии указаны клиентоориентированные или финансовые навыки, то величина отдачи от социаль-

ных навыков (с учетом их взаимодействия) становится равной 10–11%! Наоборот, добавление к социальным специализированным компьютерным снижает отдачу от первых до –6%. Подобные примеры можно привести для всех анализируемых навыков.

Во-вторых, просматриваются определенные паттерны в сочетаниях, влияющих на отдачу. Так, социальные навыки «хорошо» дополняются теми, которые также предполагают межличностные взаимодействия. То же самое относится к клиентоориентированным навыкам, которые увеличивают свою отдачу при сочетании с социальными. Административно-организационные навыки (–3,4%) ценятся выше в связке с социальными (5,5%), личностными (5,2%) и связанными с управлением персоналом (9,2%). Последняя группа навыков (5,7%) усиливается социальными (7,3%), личностными (10,2%) и когнитивными (15,8%).

В-третьих, ряд навыков оказывается абсолютно самодостаточным. Это касается как профессиональных (средней квалификации), так и базовых компьютерных. Что касается первых, то это в основном позиции, требующие активного профессионального навыка, но не предполагающие интенсивного межличностного взаимодействия. Например, автослесари, строители и т.п., выполняющие автономные задачи. Во втором случае речь идет об очень простых нефизических операциях в соответствии с жесткими инструкциями, например, работе в колл-центрах.

В-четвертых, из этих данных можно сделать вывод о неоднородности профессий и позиций, для которых запрашиваются навыки. Например, в случае со специализированными компьютерными навыками (5,8%) отдача умножается при их сочетании с клиентоориентированными навыками (28%) и при сочетании с навыками управления персоналом (15,1%), когнитивными (12,5%) и финансовыми (7,6%). Напомним, что к специализированным компьютерным навыкам мы относим как навыки продвинутого программирования и создания оригинальных IT-систем, так и навыки использования специализированного программного обеспечения. Понятно, что создатель сложных программ (типа 1С, например) и ее квалифицированный пользователь – это очень разные позиции с разной зарплатой. В таблице они могут распределиться между сочетаниями с клиентоориентированными и когнитивными.

Итак, мы видим, что многие навыки комплементарны и складываются в пучки таким образом, чтобы максимально повышать продуктивность работника. В этом случае они обещают своему обладателю и отдачу в виде заработной платы. В то же время далеко не все рабочие места (вакансии) предполагают сложение разных навыков. Простая работа, как правило, требует либо одного какого-то навыка, либо не требует никаких. Но то же самое верно и для некоторых сложных рабочих мест. Например, от продвинутых айтишников часто требуется прежде всего высокий профессионализм в своем узком деле, а дополнительные навыки, даже если они есть, не повышают цену основного. Но это в том случае, если выполняемые задачи автономны по содержанию и не предполагают плотных и регулярных личных взаимодействий. То же самое, наверное, можно отнести и к некоторым сложным видам аналитической деятельности. Однако любая работа, на которой необходимо частое взаимодействие с другими участниками, требует одновременно и личностных, и социальных, и административно-организационных умений. Сектор услуг, будучи доминирующим поставщиком вакансий на рынок труда, является именно таким работодателем.

Представленные выше результаты требуют аккуратности в интерпретации в связи с несколькими нерешенными проблемами. К сожалению, мы не смогли выделить в данных профессию, которая привязана к вакансии, поскольку каждый работодатель использует свой «словарь», неперебиваемый на язык стандартной классификации (или нам пока не удалось это сделать). В итоге, у нас профессия и навык смешиваются вместе (в значениях коэффициентов), хотя они не идентичны. Один и тот же навык может быть важен в разных профессиях, а одна и та же профессия может предполагать разные навыки. Это не позволяет нам интерпретировать коэффициенты и полученные на их базе оценки в терминах причинности. Другой аспект той же проблемы (эндогенности) связан с возможной обратной зависимостью. Предлагаемая вакансия, а соответственно, и ее цена (зарплата), может уже предусматривать обладание определенными навыками, и в этом случае не навык определяет цену вакансии, а цена определяет, какими навыками должен обладать кандидат на данную позицию. Поэтому наша интерпретация должна оставаться на уровне анализа условных корреляций и не вменять причинность там, где мы ее не можем строго идентифицировать.

Наконец, еще одно ограничение связано с числом учитываемых навыков. Как мы отмечали, значительное число вакансий упоминает более двух навыков одновременно. Однако учет, анализ и презентация трех и более навыков одновременно в рамках принятой регрессионной схемы крайне затруднительны из-за большого числа вариантов. Нам представляется, что описанная выше логика взаимосвязи между комплементарностью запрашиваемых навыков и предлагаемой зарплатой сохранится и в случае множественных сочетаний. Другими словами, вакансии, предполагающие активное социальное взаимодействие, будут собирать соответствующие навыки в один более сложный пучок, а позиции для автономной работы будут акцентироваться на одном – преимущественно специализированном – навыке.

Следует также отметить, что отсутствие требований к соискателям в тексте объявления само по себе не означает того, что никакие навыки не требуются. Как мы уже отмечали, для вакансий на сложные рабочие места навыки могут определяться при личном интервью, с помощью специальных тестов, по рекомендациям и т.п. Для простых рабочих мест требуемые навыки могут ограничиваться физической силой, выносливостью и минимальной дисциплинированностью. В таких случаях также нет необходимости в их эксплицитном выделении.

Несмотря на все имеющиеся ограничения, данные о содержании вакансий дают ценную информацию, которая не может быть восполнена из других источников.

7. Заключение

Человеческий капитал является одним из важнейших источников высокой производительности труда. В конечном счете он включает в себя различные навыки, с помощью которых работники производят товары и оказывают услуги. Чем сложнее трудовые функции, тем сложнее сами навыки и образованные ими комбинации, включающие навыки профессиональные, цифровые, социоэмоциональные, некогнитивные [Heckman, Kautz, 2012; Deming, Kahn, 2018; Weinberger, 2014]. Состав необходимого пучка может сильно варьироваться по видам деятельности, фирмам, профессиям, должностным позициям. Отсутствие даже одного из компонентов во многих случаях грозит обесценить все ос-

тальные, затрудняя трудоустройство и продуктивную деятельность, и сказывается на величине вознаграждения.

К сожалению, спрос на навыки плохо артикулируется и трудно поддается измерению и аналитической деконструкции в реальном времени. Он плохо наблюдаем с помощью традиционных источников информации – обследований домохозяйств и фирм, а также стандартной статистики. В этой работе мы обращаемся к новому источнику данных – объявлениям о наличных вакансиях, публикуемых на одной из основных российских рекрутинговых интернет-площадок. Такие объявления содержат богатую, но плохо структурированную информацию о требованиях работодателей, которые отражают представления последних о необходимом работнике и его навыках. Мы анализируем запрашиваемые навыки, отбирая их по ключевым словам, содержащимся в объявлениях, и предлагаем их классификацию. Далее мы исследуем отдачу от запрашиваемых навыков и их сочетаний, оценивая уравнения заработной платы, в которых единицей наблюдения выступают вакансии.

В среднем, на одну объявленную вакансию, упоминающую навыки, приходится 2,6 навыка. Они часто комплементарны по отношению друг к другу, формируя определенные устойчивые сочетания, отражающие содержание предлагаемой работы. Наш анализ показывает, что у работодателей наиболее востребованы социальные навыки. В целом, в рейтинге спроса (упорядоченном по частоте упоминания) лидируют такие навыки, которые необходимы на рабочих местах, предполагающих интенсивные социальные взаимодействия. Что касается специализированных профессиональных, то значительный удельный вес в общем числе вакансий приходится на профессиональные средней сложности и на компьютерные. Однако последняя группа включает как собственно программистов, так и простых пользователей специализированного программного обеспечения. Такая структура спроса отражает достаточно простую структуру российской экономики.

Мы регрессируем заработную плату, контролируя при этом основные характеристики работы, содержащиеся в вакансиях. Полученные коэффициенты при дамми-переменных для навыков – при определенных допущениях – можно считать характеристиками «премии», хотя их интерпретация в терминах причинности была бы необоснованной. Мы видим, что сочетание навыков существенно повышает размеры премии в тех случаях, когда есть комплементарность, но никак не влияет, когда ее нет или она слабая.

Данное исследование является одной из первых попыток использования информации о вакансиях, собираемых и публикуемых рекрутинговыми онлайн-площадками. Многие проблемы, связанные с использованием таких данных, остались нерешенными и ждут своих исследователей. Анализ может быть расширен за счет более полного использования дополнительной информации, особенно об отраслях и профессиях, и объединения имеющихся данных с другими базами данных. Это задачи для следующих исследований.

Приложение.

Таблица П1.

Набор характеристик вакансии

1. Уникальный ID вакансии
2. Дата первоначального создания объявления на сайте
3. Название вакансии
4. Название компании
5. Нижняя и верхняя границы предлагаемой зарплаты
6. Профессиональная сфера (продажи, бухгалтерия, административный персонал и т.д.)
7. Тип занятости (полная, частичная, проектная работа, стажировка, волонтерство)
8. График работы (полный день, сменный график, гибкий график, удаленная работа, вахтовый метод)
9. Требуемый опыт работы (нет опыта, от 1 года до 3 лет, от 3 лет до 6 лет, более 6 лет)
10. Требования к навыкам (базовые или продвинутые компьютерные навыки, знание английского языка, программирование на языке Python, опыт продаж и т.д.)
11. Местонахождение компании
12. Указание на доступность данной вакансии для инвалидов
13. Указание на доступность данной вакансии для детей
14. Текст вакансии (текст большинства вакансий содержит три основные части: требования, обязанности, условия)

Таблица П2.

Среднее количество навыков в вакансиях по специализациям

Специализация	Среднее количество навыков
Высший менеджмент	3,70
Закупки	3,54
Консультирование	3,39
Маркетинг, реклама, PR	3,27
Управление персоналом, тренинги	3,26
Продажи	3,25
Страхование	3,13
Административный персонал	3,10

Окончание табл. П2.

Специализация	Среднее количество навыков
Бухгалтерия, управленческий учет, финансы предприятия	3,10
Юристы	3,09
Наука, образование	3,09
Банки, инвестиции, лизинг	3,06
Начало карьеры, студенты	2,94
Туризм, гостиницы, рестораны	2,81
Спортивные клубы, фитнес, салоны красоты	2,81
Медицина, фармацевтика	2,80
Искусство, развлечения, масс-медиа	2,74
Добыча сырья	2,74
Производство, сельское хозяйство	2,72
Строительство, недвижимость	2,69
Инсталляция и сервис	2,65
Государственная служба, некоммерческие организации	2,64
Автомобильный бизнес	2,63
Безопасность	2,62
Транспорт, логистика	2,58
Информационные технологии, интернет, телеком	2,33
Домашний персонал	2,31
Рабочий персонал	1,87

Таблица ПЗ.

**Распределение навыков по видам деятельности,
% от количества вакансий в каждом виде деятельности**

	Соци- альные	Профес- сиональ- ные, средняя квали- фикация	Компью- терные общие	Компью- терные специа- лизиро- ванные	Админи- стратив- но-орга- низаци- онные	Клиенто- ориен- тиро- ванные	Лично- стные	Управ- ление людьми	Когни- тивные	Финан- совые
Автомобильный бизнес	20	23	11	6	7	15	7	4	3	2
Административный персонал	19	18	14	6	13	8	6	4	4	3
Банки, инвестиции, лизинг	14	8	9	11	11	13	4	4	5	15
Безопасность	17	14	12	7	8	2	8	5	4	3
Бухгалтерия, управ- ленческий учет, фи- нансы предприятия	6	11	9	18	16	3	3	3	5	21
Высший менеджмент	12	13	4	6	7	11	5	17	9	6
Государственная служба, некоммерче- ские организации	24	13	13	5	10	2	11	6	6	2
Добыча сырья	12	20	12	12	11	2	5	8	6	3
Домашний персонал	27	20	11	4	2	2	12	7	2	1
Закупки	15	13	10	9	12	5	4	3	6	15
Инсталляция и сервис	13	26	13	14	6	6	6	5	3	1
Информационные технологии, интернет, телеком	11	8	7	32	5	7	4	4	7	2
Искусство, развлече- ния, масс-медиа	17	12	8	18	3	5	12	4	4	1
Консультирование	20	9	10	9	8	15	6	6	7	2
Маркетинг, реклама, PR	15	9	7	11	5	11	6	3	10	2
Медицина, фармацев- тика	21	8	12	3	18	7	7	5	5	1
Наука, образование	21	10	11	6	4	3	9	13	6	0
Начало карьеры, студенты	23	13	14	7	6	13	7	5	3	1
Продажи	21	12	9	6	8	22	5	5	4	4

Окончание табл. ПЗ.

	Социальные	Профессиональные, средняя квалификация	Компьютерные общие	Компьютерные специализированные	Административно-организационные	Клиентоориентированные	Личностные	Управление людьми	Когнитивные	Финансовые
Производство, сельское хозяйство	13	20	11	12	10	3	6	8	6	3
Рабочий персонал	21	33	13	6	6	1	9	4	2	1
Спортивные клубы, фитнес, салоны красоты	25	16	9	3	5	18	10	6	2	1
Страхование	22	7	10	3	11	24	6	7	5	3
Строительство, недвижимость	14	21	10	12	13	5	6	4	4	4
Транспорт, логистика	15	28	12	9	11	4	6	3	3	4
Туризм, гостиницы, рестораны	26	20	10	4	5	8	9	8	2	1
Управление персоналом, тренинги	14	11	7	8	10	4	5	23	4	3
Юриспруденция	17	4	9	7	18	8	6	2	4	3

Таблица П4.

Наличие навыка в зависимости от общего количества навыков в объявлении, %

	Количество навыков в вакансии							
	1	2	3	4	5	6	7	8
Социальные	14	44	58	70	84	92	97	99
Профессиональные, средняя квалификация	28	33	43	57	65	75	86	93
Компьютерные специализированные	28	24	31	39	45	54	63	72
Компьютерные общие	4	18	36	49	61	69	78	83
Административно-организационные	5	22	34	44	56	65	75	85
Клиентоориентированные	4	16	33	47	62	73	81	90
Личностные	11	14	16	23	33	47	61	74
Управление персоналом	3	11	20	27	33	43	53	73
Когнитивные	2	9	14	22	34	47	63	81
Финансовые	2	9	15	20	28	35	43	51

* *
*

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Авдеева Д.А., Акиндинова Н.В., Воскобойников И.Б., Гимпельсон В.Е., Денисенко М.Б., Симачев Ю.В., Травкин П.В., Федюнина А.А. Производительность труда и российский человеческий капитал: парадоксы взаимосвязи?: Докл. к XXII Апр. междунар. науч. конф. по проблемам развития экономики и общества. Москва, 13–30 апр. 2021 г. М.: Изд. дом ВШЭ, 2021.

Бостон Консалтинг Груп. Россия 2025: от кадров к талантам. 2017.

Всемирный Банк. Развитие навыков для инновационного роста в России. М.: Алекс, 2015.

Гимпельсон В. Нужен ли российской экономике человеческий капитал? Десять сомнений // Вопросы экономики. 2016. № 10. С. 129–143.

Гимпельсон В.Е., Зудина А.А., Капелюшников Р.И. Некогнитивные компоненты человеческого капитала: что говорят российские данные // Вопросы экономики. 2020. № 11. С. 5–31.

Рожкова К. Отдача от некогнитивных характеристик на российском рынке труда // Вопросы экономики. 2019. № 11. С. 81–107.

Рожкова К.В., Роцин С.Ю. Вознаграждается ли знание иностранного языка на российском рынке труда? // Вопросы экономики. 2019. № 6. С. 122–141.

Российский работник: образование, профессия, квалификация. М.: Изд. дом ВШЭ, 2011.

Роцин С.Ю., Солнцев С.А., Васильев Д.С. Эволюция технологий поиска работы на рынке труда в интернет-эпоху: Препринт WP15/2016/02. М.: Изд. дом ВШЭ, 2016.

Труд и занятость в России: стат сб. М.: Росстат, 2019.

Autor D., Handel M. Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages // Journal of Labor Economics. 2013. Vol. 31. № 2. The Princeton Data Improvement Initiative (Part 2, April 2013), pp. S59–S96.

Bowles S., Gintis H., Osborne M. The Determinants of Earnings: A Behavioral Approach // Journal of Economics Literature. 2001. Vol. XXXIX (December). P. 1137–1176.

Brenčič V. Wage Posting: Evidence from Job Ads // Canadian Journal of Economics. 2012. 45. 4. P. 1529–1559.

Deming D. The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market // Quarterly Journal of Economics. 2017. 132. 4. P. 1593–1640.

Deming D., Kahn L.B. Skill Requirements across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals // Journal of Labor Economics. 2018. 36 (S1). P. S337–S369.

Denisova I., Commander S. Are Skills a Constraint on Firms? New Evidence from Russia: IZA Discussion Paper № 7041, November 2012.

Fleisher B.M., Peter K.S., Wang X. Returns to Skills and the Speed of Reforms: Evidence from Central and Eastern Europe, China, and Russia // Journal of Comparative Economics. 2005. 33. (2). P. 351–370.

Heckman J., Kautz T. Hard Evidence on Soft Skills // Labour Economics. 2012. Vol. 19. Iss. 4. P. 451–464.

Heckman J., Stixrud J., Urzua S. The Effects of Cognitive and Noncognitive Abilities on Labor Market Outcomes and Social Behavior // Journal of Labor Economics. 2006. Vol. 24. № 3. P. 411–482.

Hershbein B., Kahn L.B. Do Recessions Accelerate Routine-Biased Technological Change? Evidence from Vacancy Postings // The American Economic Review. 2018. 108(7). P. 1737–1772.

Kuhn P. The Internet As a Labor Market Matchmaker. IZA World of Labor, 2014. (<https://wol.iza.org/articles/internet-as-a-labor-market-matchmaker>).

Melianova E., Parandekar S., Patrinos H., Volgin A. Returns to Education in the Russian Federation: Some New Estimates: World Bank Policy Research Working Paper № 9387. 2020.

Weinberger C. The Increasing Complementarity Between Cognitive and Social Skills // The Review of Economics and Statistics. December 2014. 96(5). P. 849–861.

Demand for Skills: Analysis Using Online Vacancy Data

Artem Volgin¹, Vladimir Gimpelson²

¹ The University of Manchester,
Oxford Rd, Manchester, M139PL, UK.
E-mail: art.volgin@gmail.com

² National Research University Higher School of Economics,
4, bild. 2, Slavyanskaya Ploschad, Moscow, 109240, Russian Federation.
E-mail: vladim@hse.ru

Ultimate essence of the human capital is in what workers know and what they are able to do, or in their productive skills. This study explores demand for various occupational and social skills in the Russian economy. Job structure and demand for skills posted by employers reflect technological level of the economy and its structure. However, the structure of demand for skills is observed poorly, if we rely on traditional data sources. In this study, we derive the information from vacancy ads posted on the website of one of the leading Russian internet job search boards during 2019–2020. Our sample consists of roughly 3.5 million ads, containing explicit sets of skills expected from successful job candidates. We select skills from job ads relying on key words and then aggregate them in groups. As the next step, we rank all aggregate skills groups and discuss their frequencies, taking into account their complementarity. Further on, we regress wages offered in ads on skills and controls, thus getting a skill premium for each skill group and their bundles. Many skills are complementary to each other and their combination increases the premium. Our results suggest that social and client oriented skills as well as medium level occupational skills are in the highest demand on the Russian labor market.

Key words: skills; occupations; vacancies; labor demand.

JEL Classification: J23, J24, J31, J63.

* *
*

References

Avdeeva D., Akindinova N., Voskoboinikov I., Gimpelson V., Denisenko M., Simachev Yu., Travkin P., Fedyunina A. (2021) *Labor Productivity and Russian Human Capital: Paradoxes of Interrelation?* Report prepared for the 22nd April International Conference, Moscow, 13–30 April 2021. Moscow: Publishing House of the Higher School of Economics. (In Russian)

- Autor D., Handel M. (2013) Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages. *Journal of Labor Economics*, 31, 2. The Princeton Data Improvement Initiative (Part 2, April 2013), pp. S59–S96.
- Boston Consulting Group (2017) *Russia 2025: from Labor Resources to Talents*.
- Bowles S., Gintis H., Osborne M. (2001) The Determinants of Earnings: A Behavioral Approach. *Journal of Economic Literature*, XXXIX (December), pp. 1137–1176.
- Brenčič V. (2012) Wage Posting: Evidence from Job Ads. *Canadian Journal of Economics*, 45, 4, pp. 1529–1559.
- Deming D. (2017) The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market. *Quarterly Journal of Economics*, 132, 4, pp. 1593–1640.
- 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, pp. S337–S369.
- Denisova I., Commander S. (2012) *Are Skills a Constraint on Firms? New Evidence from Russia*. IZA Discussion Paper no 7041, November.
- Fleisher B.M., Peter K.S., Wang X. (2005) Returns to Skills and the Speed of Reforms: Evidence from Central and Eastern Europe, China, and Russia. *Journal of Comparative Economics*, 33, 2, pp. 351–370.
- Gimpelson V. (2016) Does the Russian Economy Need Human Capital? Ten Doubt. *Voprosy Ekonomiki*, 10, pp. 129–143.
- Gimpelson V.E., Zudina A.A., Kapeliushnikov R.I. (2020) Non-cognitive Components of Human Capital: Evidence from Russian Data. *Voprosy Ekonomiki*, 11, pp. 5–31.
- Heckman J., Kautz T. (2012) Hard Evidence on Soft Skills. *Labour Economics*, 19, iss. 4, pp. 451–464.
- 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, pp. 411–482.
- Hershbein B., Kahn L.B. (2018) Do Recessions Accelerate Routine-Biased Technological Change? Evidence from Vacancy Postings. *The American Economic Review*, 108, 7, pp. 1737–1772.
- Kuhn P. (2014) *The Internet As a Labor Market Matchmaker*. IZA World of Labor. Available at: <https://wol.iza.org/articles/internet-as-a-labor-market-matchmaker>
- Labour and Employment in Russia* (2019) Rosstat.
- Melianova E., Parandekar S., Patrinos H., Volgin A. (2020) *Returns to Education in the Russian Federation: Some New Estimates*. World Bank Policy Research Working Paper no 9387.
- Rozhkova K.V. (2019) The Return to Noncognitive Characteristics in the Russian Labor Market. *Voprosy Ekonomiki*, 11, pp. 81–107.
- Rozhkova K.V., Roshchin S.Yu. (2019) Does Knowing Foreign Language Pay off in the Russian Labor Market? *Voprosy Ekonomiki*, 6, pp. 122–141.
- The Russian Worker: Education, Occupation, Skills*. (2011) Moscow: HSE Press.
- Vasilyev D., Roshchin S., Solntsev S. (2016) *Evolution of Job Search and Recruiting in the Internet Age*. Working paper WP15/2016/02. Moscow: Publishing House of the Higher School of Economics. (in Russian)
- World Bank (2015) *Developing Skills for Innovative Growth in the Russian Federation*. Moscow: Alex.
- Weinberger C. (2014) The Increasing Complementarity Between Cognitive and Social Skills. *The Review of Economics and Statistics*, December, 96, 5, pp. 849–861.