

Использование больших данных о рынке труда в кадровых бизнес-процессах организаций Республики Беларусь

Е. В. Ванкевич, *Витебский государственный технологический университет,*
И. Н. Калиновская *Республика Беларусь*

Аннотация. Возрастание объемов информации о рынке труда в условиях цифровизации экономики, с одной стороны, и увеличивающиеся транзакционные издержки, связанные с поиском, наймом и увольнением работников в связи с несоответствием их навыков требованиям нанимателей, с другой, объективно обуславливают необходимость разработки инструментов оперативного сбора, обработки и анализа информации, содержащейся в описании вакансий и резюме, размещенных на онлайн-порталах. Отсутствие в экономической литературе единых подходов к анализу вакансий и навыков из онлайн-источников обусловили актуальность темы исследования с теоретической и практической точек зрения.

Целью исследования является теоретическое обоснование, разработка и апробация методики сбора и анализа вакансий из онлайн-источников для определения и визуализации наиболее востребованных и наиболее оплачиваемых навыков в них. Эмпирической основой исследования является массив данных о 580 вакансиях инженеров-технологов и 720 вакансиях смежных специалистов в легкой промышленности Республики Беларусь, сформированный методом веб-скрейпинга из открытых онлайн-порталов вакансий (на 02.11.2024), содержащий сведения о требуемых навыках и предлагаемом уровне заработной платы. На основе технологий больших данных в режиме реального времени с отобранных экспертами сайтов и онлайн-порталов собрана и обработана информация по отдельным профессиям (количество вакансий, указанные в них навыки, заработная плата), а также с применением большой языковой модели (Claude) проведено их сравнение, выделены уникальные и сквозные навыки, разработана возможность визуализации результатов анализа в виде графиков и диаграмм с учетом интересов различных групп пользователей. Установлено, что наибольшую ценность на рынке инженерных специальностей имеют комплексные компетенции, особенно сочетание знания производственных процессов с управленческими навыками (премия к заработной плате до 24,5 %) и владением современными технологиями. Выявлена значительная региональная дифференциация заработных плат (коэффициент вариации 23,8 %), при этом средняя заработная плата в столичном регионе превышает среднереспубликанский показатель на 25 %. К наиболее оплачиваемым относится профессия конструктора-технолога во всех регионах.

Предлагаемый подход, в отличие от существующих, предназначен для использования не только на макро-, но и на микроуровне, поскольку создает основу для оптимизации кадровых бизнес-процессов в организациях.

Исследование проведено в рамках научно-исследовательской работы «Теоретические подходы и методическое обеспечение анализа рынка труда в Республике Беларусь с применением больших данных» при финансовой поддержке Белорусского фонда фундаментальных исследований по договору Г24-013.

Ключевые слова: большие языковые модели, анализ рынка труда, профессиональные навыки, заработная плата, комплементарность навыков, кадровые бизнес-процессы.

Информация о статье: поступила 23 ноября 2024 года.

The use of big data on the labor market in HR business processes of organizations in the Republic of Belarus

Alena V. Vankevich, *Vitebsk State Technological University,*
Iryna N. Kalinouskaya *Republic of Belarus*

Abstract. The growing volume of information about the labor market in the context of economy digitalization, on the one hand, and the increasing transaction costs associated with the recruiting, hiring and dismissing workers due to the mismatch

between their skills and the employer requirements on the other hand highlight the need to develop tools for the efficient collection, processing and analysis of data contained in the description of vacancies and resumes posted on online portals. The absence of unique approaches to the analysis of vacancies and skills from online sources in the economic literature underscores the theoretical and practical relevance of the research topic.

The purpose of the study is to theoretically substantiate, develop, and test a methodology for collecting and analyzing vacancies from online sources in order to identify and visualize the most in-demand and highly paid skills they require. The empirical basis of the study is an array of data on 580 vacancies for process engineers and 720 vacancies for related specialists in the light industry of the Republic of Belarus, formed by means of web scraping from open online job portals (as of 11/22/2024), containing information about the required skills and the proposed salary level. Based on real-time big data technologies, information on individual professions (the number of vacancies, the skills indicated in them, and wages) was collected and processed by sites and online portals selected by experts. Using a large language model called Claude, their comparison was carried out, unique and end-to-end skills were highlighted, and the ability to visualize the analysis results in the form of graphs and diagrams was developed, taking into account the interests of various user groups. It has been determined that complex competencies have the greatest value in the market of engineering specialties, especially the combination of knowledge of production processes with managerial skills (salary premium up to 24.5 %) and mastery of state-of-art technologies. A significant regional differentiation of wages was revealed (coefficient of variation 23.8 %), while the average wages in the metropolitan region exceeds the national average ones by 25 %. The most well-paid profession is that of a design technologist in all regions. The proposed approach, unlike the existing ones, is intended for use not only at the macro level, but also at the micro level, since it creates the basis for optimizing HR business processes in organizations. The study was conducted within the framework of the research work "Theoretical approaches and methodological support for the analysis of the labor market in the Republic of Belarus using big data" with the financial support of the Belarusian Foundation for Basic Research under the agreement G24-013.

Keywords: large language models, labor market analysis, professional skills, wages, complementarity of skills, HR business processes.

Article info: received November 23, 2024.

Введение

Участники рынка труда для принятия эффективных решений нуждаются в оперативной, качественной информации. Статистические данные не всегда информативны и своевременны, а административные часто являются закрытыми. В условиях расширения информационного поля за счет онлайн-источников появляется возможность использования больших данных о рынке труда – то есть информации о вакансиях, резюме, навыках, накапливаемой на онлайн-порталах вакансий, сайтах предприятий, других источниках, обрабатываемых и визуализируемых с помощью специального программного обеспечения [Ванкевич и др., 2020; Vankevich & Kalinouskaya, 2021; Ванкевич и Калиновская, 2022; Ванкевич и Калиновская, 2023; Калиновская, 2024]. Чётких количественных критериев, определяющих параметры отнесения массива информации к большим данным по критерию объема и скорости, не существует. Это зависит от потребностей пользователей информацией. Экспертно, требования к нижней границе по

объему определены в несколько десятков терабайт или единицы петабайт, по скорости – генерируемые с высокой скоростью и требующие обработки в реальном времени или близко к реальному времени (или возможность обрабатывать данные без значительной задержки, по мере их поступления). Однако остаются дискуссионными вопросы о репрезентативности полученной базы данных, ее структурирования, обработки и расчета показателей для дальнейшего анализа и принятия решений. Целью исследования является теоретическое обоснование, разработка и апробация методики сбора и анализа вакансий из онлайн-источников для определения и визуализации наиболее востребованных и наиболее оплачиваемых навыков в них.

Материалы и методы исследования

Эмпирической основой исследования является массив данных (сформированный методом веб-скрейпинга из открытых онлайн-порталов вакансий Belmeta.com, Rabota.by, Praca.by, GSZ.gov.by) о вакансиях в легкой промышленности: 580 вакансиях инженеров-техноло-

гов (содержащих 1456 навыков), инженеров по качеству (53 вакансии, 397 навыков), конструкторов-технологов (76 вакансий, 167 навыков), инженеров по охране труда (591 вакансия, 1832 навыков) и предлагаемом уровне заработной платы на них (на 02.11.2024).

В исследовании использованы следующие методы: метод компаративного анализа теоретических и прикладных подходов к использованию больших данных в анализе рынка труда, единства исторического и логического, анализа и синтеза, применение больших языковых моделей (в частности, Claude) для анализа смежных специальностей и систематизации навыков по категориям, что позволило эффективно обработать текстовые данные вакансий и выявить взаимосвязи между специальностями через общие навыки. Для анализа навыков использовались методы дескриптивной статистики, методы дисперсионного и регрессионного анализа для определения наиболее оплачиваемых навыков и различий в ценовых предложениях на рынке труда в зависимости от комбинации навыков.

Как свидетельствует анализ зарубежных источников, технологии использования больших данных открывают многочисленные перспективы для аналитики рынка труда, планирования и прогнозирования бизнес-процессов в организациях.

К первому направлению использования больших данных на рынке труда правомерно отнести разработки, связанные с консолидацией данных о вакансиях, резюме и навыках с различных онлайн-источников для получения репрезентативной базы. Мировые лидеры в формировании больших данных о рынке труда – организации «Burning Glass» и «Wanted Analytics» – формируют методом веб-скрейпинга массивы данных с онлайн-порталов, веб-сайтов, газет, других источников, социальных сетей, платформ (Boselli, 2017). Основными пользователями такой информации являются органы государственного управления, университеты, колледжи. Например, правительство Сингапура, Канады наняло Burning Glass для формирования информационно-аналитической системы рынка труда (Johnson, 2016, стр. 2). В 2014 г. LinkedIn объявил конкурс на использование его данных в развитии экономики, из 250 предложений было отобрано 11, из них 8 – имели отношение к анализу рынка труда. В настоящее время этот проект поддержан Facebook, Google и другими медиа-компаниями ([Johnson, 2016, стр. 4).

Вторым направлением использования больших данных о рынке труда является их обработка с помощью искусственного интеллекта для получения новой информации. Так, ряд авторов, используя фрагменты базы данных, сформированных Burning Glass Institute, исследуют возможности обработки информации о вакансиях, собранных с онлайн-порталов вакансий, для классификации навыков и занятий, определения пула наиболее высокооплачиваемых навыков, сквозных (универсальных) и уникальных навыков, новых (зарождающихся) профессий. В работе (Lassebie et al, 2021) предложен алгоритм классификации 17 тыс. навыков, упоминаемых в вакансиях, расположенных на онлайн-порталах, в результате сформирована 61 категория навыков, которая согласуется с существующей классификацией O*NET, но получена в отличие от ручной классификации, быстрее и с меньшими затратами. В работе (Boselli et al, 2017) проиллюстрирован пример формирования информационной системы рынка труда для нескольких стран ЕС на основе парсинга и анализа более 2 млн вакансий, автоматической классификации навыков в них с применением классификаторов ESCO и ISCO (с использованием машинного обучения). В работе (Samek, Squicciarini, Cameraat, 2021) показано, что наряду с общей тенденцией роста спроса на навыки в области программирования и искусственного интеллекта, растет взаимосвязанная потребность в социально-эмоциональных навыках, что дает дополнительный эффект для работников (однако ситуация дифференцируется в разрезе занятий и регионов). В работе (Djumaliev, Sleeman, 2018) предложена авторская методология классификации навыков с помощью машинного обучения, отличная от существующих классификаторов (ESCO, O*NET). Методология предполагает моделирование навыков в виде кластеров, основанных на комбинировании различных навыков (то есть их повторении в описании вакансий), с последующей оценкой силы связей между навыками по частоте фактических совпадений навыков в одном и том же объявлении, и их общим контекстом. Преимуществами такой методологии классификации навыков авторы считают оперативное реагирование на изменение ситуации на рынке труда. В работе (Deming and Kahn, 2018) авторами выделено 10 групп навыков, упоминаемых в описании вакансий на онлайн-источниках и проанализирован набор востребованных и наиболее оплачиваемых групп навыков в разрезе занятий и региональных рынков труда. Выявлено, что основным

дифференцирующим фактором уровня вознаграждения на рынке труда являются профессиональные навыки, а социальные и когнитивные навыки выступают дополняющими к ним (то есть они увеличивают вознаграждение только в сочетании с профессиональными навыками, а в отдельности такого эффекта не дают). В работе (Djumaieva, Lima and Sleeman, 2018) предложена методология классификации профессий на основе навыков с помощью машинного обучения (на основе обработки описания 37 млн онлайн-вакансий в Великобритании, собранных Burning Glass). В результате сформировано 4 класса профессий, что может быть использовано при построении индивидуального плана карьеры на основе оценки индивидом своего набора навыков (поскольку в отличие от существующих классификаций, здесь пулы профессий группируются по навыкам).

Третьим направлением использования больших данных, обработанных с помощью технологий искусственного интеллекта, является анализ различных аспектов рынка труда: например, анализ затрат на персонал (Bayon, Calderon and Rassier, 2022), анализ структуры занятости (Cameraat and Squicciarini, 2021), для оценки динамики и дифференциации спроса на отдельных специалистов (например, спрос на специалистов по искусственному интеллекту), изменение вознаграждения в разрезе занятий в зависимости от владения навыками, связанными с искусственным интеллектом – в работе (Goldfarb, Taska and Could, 2021).

Четвертым направлением использования больших данных, обработанных с помощью технологий искусственного интеллекта, является анализ рынка труда с позиций выявления несоответствий на нем, в целях лучшего согласования направлений подготовки специалистов в системе образования с требованиями работодателей. Например, в работе (Bruning and Mangeol, 2020) на основе обработки более чем 9 млн вакансий проведен анализ спроса на выпускников учреждений высшего образования в 4 штатах США и выделены кластеры профессий, в которых могут себя реализовать выпускники социологических факультетов университетов. Авторы сделали вывод, что «данные о вакансиях могут дополнить существующие системы информации о рынке труда и помочь преподавателям и политикам в согласовании спроса на рабочую силу и образовательных предложений. При эффективном анализе и распространении такие данные могут также помочь студентам и работникам в принятии решений об обучении и ка-

рьере» (Bruning and Mangeol, 2020, стр. 1) – например, выявить возможности для построения своего собственного профессионального пути. На разработку методики прогнозирования нехватки навыков направлен подход авторов в работе (Dawson, Rizouiu, Johnston and Williams, 2020), где с помощью машинного обучения проведен анализ данных, содержащихся в 7,7 млн вакансий в Австралии и 20 показателей, характеризующих занятость в стране (количество отработанных часов, стаж, медианная заработная плата, др.) в качестве объясняющих переменных, что позволило с высокой долей точности оценить размеры нехватки навыков для 132 профессий. Работа (Brown and Souto-Otero, 2018) дополняет данные исследования анализом различий между формальными сигналами о наличии образования (диплом) и реальными навыками, которыми владеет выпускник. На основе анализа данных, содержащихся в более чем 21 млн вакансий Великобритании, доказано, что найм на работу в большей степени определяется не дипломом, а готовностью выпускника к работе. В работе (Beblavy, Fabo and Lenaerts, 2016) проанализирован спрос на ИТ-навыки, дифференцированно в разрезе уровней владения ими. Это позволило авторам сделать вывод о близости результатов экспертной оценки и оценки, полученной с помощью технологий искусственного интеллекта, что позволяет рассматривать данную технологию как результативный и экономичный ресурс для анализа рынка труда и его сегментов.

Пятым направлением использования больших данных на рынке труда является разработка инструментов для применения результатов анализа больших данных о рынке труда в практике работы специалистов по управлению человеческими ресурсами в организациях (в профориентации, построении планов карьерного роста, пр.) (Tasnim at all, 2020; Mgarbi at all, 2023; Najjar at all, 2021) при анализе заработных плат, банка резюме – например, Glass door, Career Builder EMSI (Economic Modeling Specialists Intelligence) (Johnson, 2016, стр. 4).

Также необходимо отметить разнообразную палитру технических инструментов, применяемых при сборе и обработке больших данных о рынке труда. В работе (Tasnim at all, 2020) сбор вакансий осуществляется с помощью программы-краулера, а извлеченные вакансии классифицированы методом кластеризации, где плотность кластера характеризует напряженность в сегменте рынка труда и позволяет более эффективно осуществлять подбор персонала. В работе (Mgarbi at all, 2023)

предложена автоматизированная система измерения степени соответствия информации, которая указана в резюме соискателей, с характеристиками вакансий в рамках сформированных списков специальностей (сходство оценивается с помощью евклидова расстояния). В работе (Najjar et al, 2021) разработана интеллектуальная система поддержки принятия решений при рекрутинге (I-Recruiter) для отбора наиболее подходящего под вакансию резюме.

В европейских странах инициированы крупные проекты по интеграции больших данных о рынке труда с официальной статистикой (проект Евростата) (Mezzanatica, Mercorio, 2019), формирование информационных панелей, в том числе с использованием интерактивной графики.

В Российской Федерации АНО «Центр научных исследований в сфере профориентации и психологии труда» в 2021–2022 гг. создана цифровая модель рынка труда «Магуча» – консолидирует информацию о рынке труда с различных онлайн-источников и сравнивает с официальными статистическими данными (Смирнов, 2023). В ФГБУ «ВНИИ труда» Министерства труда РФ разработана АИС «Мониторинг рынка труда» – это программно-аппаратный комплекс по мониторингу вакансий и резюме, в котором источниками данных являются открытые данные HeadHunter, SuperJob, статистические данные Министерства просвещения РФ. Сформированные базы данных предоставляются ученым для проведения научных исследований (Волгин, Гимпельсон, 2021).

Использование больших данных на рынке труда позволяет снять ограничения, присущие традиционным (статистическим и административным) данным. Как показывают исследования, их интеграция увеличивает скорость получения обработанной информации, ее точность, расширяет возможности интеграции с другими источниками, расширяет круг пользователей и в конечном счете, сокращает затраты на информационное обеспечение политики занятости и политики в сфере образования. Это способствует снижению несоответствий на рынке труда и следовательно росту производительности труда и эффективности занятости.

Результаты исследования: методика анализа вакансий и навыков из онлайн-источников и ее апробация

Учитывая позитивный зарубежный опыт, на основе технологий больших данных в режиме реального времени собрана и обработана информация с отобранных экспертами сайтов и онлайн-порталов Бела-

руси (Belmeta.com, Rabota.by, Praca.by, GSZ.gov.by) по профессиям: «инженер-технолог», «инженер по качеству», «конструктор-технолог» и «инженер по охране труда» в легкой промышленности (по состоянию на 02.11.2024 г.). Из тела вакансий выделены основные навыки, указанные работодателями. С применением большой языковой модели (Claude) проведено сравнение указанных навыков, выделены уникальные и сквозные навыки, предложены варианты визуализации результатов анализа в виде графиков и диаграммы Вена (рисунок 1), которая используется для визуализации множества и их пересечений, показывая как уникальные, так и общие элементы между множествами. В данном случае множества представляют собой профессии, а пересечения – универсальные (или общие, сквозные) навыки, которые требуются в каждой из них. Диаграмма показывает, какие навыки являются уникальными для каждой из этих профессий, а какие навыки востребованы сразу в нескольких профессиях.

Данная информация необходима для оптимизации программ повышения квалификации и переподготовки, ротации кадров, их взаимозаменяемости на производствах (поскольку способствует лучшему распределению задач), повышения эффективности найма.

Дальнейший анализ навыков проведен по следующему алгоритму:

1. Статистическая обработка данных о навыках, указанных в вакансиях, расчет частоты упоминания навыка в вакансиях (как удельного веса вакансий, в которых упоминается навык, к общему числу вакансий) (о правомерности и информативности такого показателя указано в работе (Boselli et al, 2017), что является характеристикой востребованности навыка.

2. Оценка схожести и различий между профессиями с помощью коэффициента KL-дивергенции, что иллюстрирует для работодателей взаимосвязи между профессиями и помогает оптимизировать распределение задач, а учреждениям образования – формировать универсальные модули в учебных планах и программах.

3. Расчет средней заработной платы по пулу собранных вакансий.

4. Статистический анализ влияния факторов на заработную плату (с помощью дисперсионного анализа) в разрезе регионов и профессий.

5. Оценка влияния навыков на заработную плату (с помощью регрессионного анализа).



Рисунок 1 – Диаграмма Венна для визуализации уникальных и универсальных навыков инженера-технолога, инженера по качеству, конструктора-технолога и инженера по охране труда

Figure 1 – A Venn diagram for visualizing the unique and versatile skills of a process engineer, quality engineer, process designer, and occupational safety engineer

Источник: составлено авторами.

6. Оценка отдачи от навыков с помощью уравнения Минцера.

7. Оценка эффектов от сочетания (комплементарности) навыков, анализ комплементарности навыков и их влияния на зарплатные предложения.

Статистический анализ распределения навыков (таблица 1) показал, что ключевыми навыками в рассматриваемых профессиях являются: знание технологических процессов (частота упоминания от 75 % до 90 %), разработка и оптимизация технологических карт (60–79 %), контроль качества [55–73 %]. Управление персоналом имеет наименьший удельный вес во всех профессиях (от 20 % до 40 %), что подчеркивает фокус инженерных профессий на процессах и технологиях, а не на управлении людьми. Частота встречаемости навыков у инженеров-технологов выше, чем у других профессий,

что подтверждает их универсальность. Конструктор-технолог имеет минимальные частоты для всех навыков, что говорит о большей специализации этой профессии.

Оценка различий между требуемыми навыками в профессиях «инженер-технолог», «инженер по качеству», «конструктор-технолог» и «инженер по охране труда» с помощью критерия Кульбака-Лейблера (KL-дивергенция) (таблица 2) позволила выявить профессии с высокой степенью пересечения навыков и определить профессии с более уникальными требованиями.

Критерий Кульбака-Лейблера (KL-дивергенция) – это метод измерения различий между двумя вероятностными распределениями. Он позволяет количественно оценить, насколько одно распределение отклоняется от другого, учитывая их вероятностные веса. Для анализа сравнения компетенций в данном исследовании

Таблица 1 – Частота упоминания ключевых навыков в вакансиях инженеров легкой промышленности, %

Table 1 – The frequency of mentioning key skills in vacancies for light industry engineers, %

Навык	Профессия			
	инженер-технолог	инженер по качеству	конструктор-технолог	инженер по охране труда
Знание технологических процессов производства	90	85	80	75
Разработка и оптимизация технологических карт	79	70	60	65
Контроль качества продукции	73	65	55	60
Работа с конструкторской и технологической документацией	72	60	50	55
Знание современных программных продуктов	64	55	40	50
Опыт работы с оборудованием	50	50	30	45
Управление производственным персоналом	40	30	20	25

Источник: составлено авторами по данным Belmeta.com, Rabota.by, Praca.by, GSZ.gov.by.

Таблица 2 – Матрица дивергенции Кульбака-Лейблера

Table 2 – The Kullback-Leibler divergence matrix

Профессия	Инженер-технолог	Инженер по качеству	Конструктор-технолог	Инженер по охране труда
Инженер-технолог	0,0	0,0027	0,0131	0,0037
Инженер по качеству	0,0027	0,0	0,0099	0,0004
Конструктор-технолог	0,0128	0,0094	0,0	0,0091
Инженер по охране труда	0,0035	0,0004	0,0094	0,0

Источник: составлено авторами.

KL-дивергенция позволяет выявить различия в распределении частот ключевых навыков между профессиями. Это позволяет понять, насколько требования к навыкам в одной профессии отличаются от другой, а также выявить их общие и уникальные особенности.

Критерий Кульбака-Лейблера (DKL) рассчитывается по формуле:

$$D_{KL} = \sum_{i=1}^n P_i \log \frac{P_i}{Q_i}, \quad (1)$$

где P_i – вероятность (частота) навыка i для одной профессии; Q_i – вероятность (частота) навыка i для другой профессии; n – количество навыков.

Меньшие значения $D_{KL(P//Q)}$ указывают на близость распределений навыков между профессиями, большие значения сигнализируют о существенных различиях в требованиях.

Сравнение профессий через дивергенцию Кульбака-Лейблера показало:

– инженер по качеству и инженер по охране труда имеют минимальную KL-дивергенцию (0,0004), что сви-

детельствует о почти идентичных требованиях в базовых навыках, таких как работа с документацией и стандартизация;

- инженер-технолог и инженер по качеству имеют низкую дивергенцию (0,0027), что говорит о значительном пересечении компетенций. Это отражает общий технологический характер их задач, таких как контроль качества и работа с процессами;

- конструктор-технолог значительно отличается от инженера-технолога (0,0131) и инженера по охране труда (0,0094), что указывает на уникальные требования к навыкам проектирования, что менее характерно для других профессий.

Практическая значимость полученных результатов состоит в следующем:

- профессии с низкой дивергенцией (например, инженер-технолог и инженер по качеству) предоставляют хорошие возможности для переквалификации сотрудников или совмещения обязанностей;

- наиболее востребованные навыки, такие как знание технологических процессов и контроль качества, являются ключевыми для многих технических профессий;

- конструктор-технолог и инженер по охране труда имеют наиболее уникальные навыки, что подчеркивает их специализированный характер.

Целью исследования ценовых предложений на рынке труда Республики Беларусь является анализ заработных плат в различных регионах в разрезе специальностей, включая оценку центральных тенденций, уровня

разброса и вариативности предложений (таблица 3, рисунок 2).

В результате анализа выявлена значительная региональная дифференциация заработных плат (коэффициент вариации – 23,8 %), установлена устойчивая закономерность превышения средней заработной платы в столичном регионе над остальными областями. Средняя заработная плата в Минске (1900 руб.) превышает среднереспубликанский показатель на 25 %. К наиболее оплачиваемым относится во всех регионах профессия конструктора-технолога, к наименее – инженера по охране труда.

Дисперсионный анализ влияния вклада различных факторов (территориальная локация, специализация, комбинация навыков) на вариацию предлагаемой заработной платы в вакансиях инженерных работников (в разрезе регионов и профессий) показал, что региональные различия статистически значимы ($F = 12,45$, $p < 0,01$), территориальный фактор объясняет 40,8 % вариации заработных плат ($p < 0,01$), фактор специализации объясняет 27,5 % вариации заработных плат ($p < 0,01$), совокупное влияние изученных факторов составляет 68,3 % общей вариации (таблица 4).

Для оценки влияния навыков на заработную плату был применен регрессионный анализ. В модели линейной регрессии в качестве зависимой переменной принято среднее значение диапазона заработной платы, в качестве независимых переменных:

1. Навыки (бинарные переменные):
 - знание технологических процессов производства (x_1);

Таблица 3 – Анализ предлагаемой заработной платы в разрезе профессий

Table 3 – Analysis of the proposed salary by profession

Специальность	Минимальная зарплата	Максимальная зарплата	Средняя зарплата	Медиана	Мода	Стандартное отклонение	Размах зарплат
Инженер-технолог	700	2500	1525	1500	1200	465	1800
Инженер по качеству	800	2000	1275	1200	1100	340	1200
Конструктор-технолог	1100	2500	1625	1500	1400	435	1400
Инженер по охране труда	600	2100	1250	1200	1100	345	1500

Источник: составлено авторами.

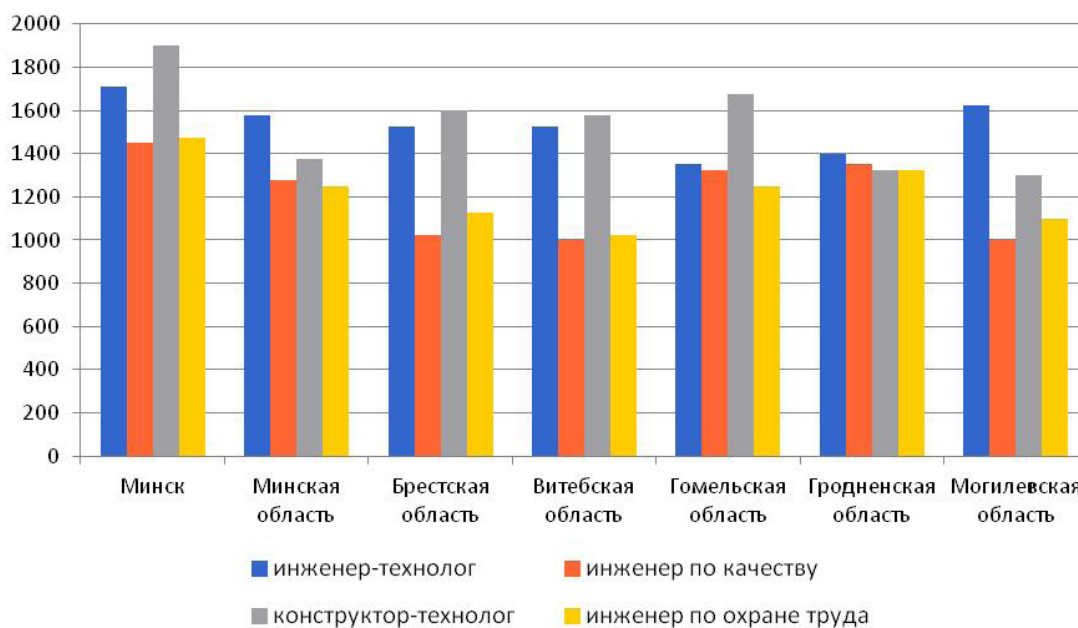


Рисунок 2 – Дифференциация уровня средней заработной платы по пулу анализируемых вакансий в регионах Республики Беларусь, руб.

Figure 2 – Differentiation of the average wages level by the pool of analyzed vacancies in the regions of Belarus, BYB

Источник: составлено авторами.

Таблица 4 – Результаты статистического анализа влияния факторов на заработную плату

Table 4 – Results of statistical analysis of the impact of factors on wages

Фактор	Вклад в вариацию (r^2), %	F-статистика	p-value	Характер влияния
Территориальная локация	40,8	12,45	0,0024	Наибольшие зарплаты в Минске (+25 % к средней по стране). Значимые различия между регионами
Специализация	27,5	8,16	0,0089	Максимальные зарплаты у конструкторов-технологов. Значимые различия между специальностями
Комбинации навыков	21,4	7,23	0,0112	Наибольшая премия за сочетание технологических и управленческих навыков (+24,5 %)
Прочие факторы	10,3	-	-	Неучтенные характеристики (размер предприятия, опыт и др.)

Источник: составлено авторами.

- разработка и оптимизация технологических карт (x_2);
 - контроль качества продукции (x_3);
 - работа с конструкторской и технологической документацией (x_4);
 - знание современных программных продуктов (x_5);
 - опыт работы с оборудованием (x_6);
 - управление производственным персоналом (x_7).
2. Контрольные переменные:
- регионы;
 - специальности.
- Уравнение линейной регрессии имеет вид:

$$Y = 1050,3 + 175,2x_1 + 145,8x_2 + 120,4x_3 + 85,6x_4 + 195,7x_5 + 210,3x_6 + 285,9x_7, \quad (2)$$

Таблица 5 – Результаты регрессионного анализа

Table 5 — Regression analysis results

Показатель	Значение	Значимость
Коэффициент детерминации, R^2	0,683	-
Скорректированный коэффициент детерминации, R^2	0,651	-
F-критерий Фишера	18,45	***
Навык:		
Управление производственным персоналом	+285,9	***
Опыт работы с оборудованием	+210,3	***
Знание современных программных продуктов	+195,7	***
Знание технологических процессов	+175,2	**
Разработка технологических карт	+145,8	**
Контроль качества продукции	+120,4	**
Работа с документацией	+85,6	*
Региональные эффекты:		
г. Минск	+350,4	***
Минская область	+180,2	**
Другие регионы	незначимы	-
Специальности:		
Конструктор-технолог	+205,3	**
Остальные специальности	незначимы	-

Примечание: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

Источник: составлено авторами.

Результаты регрессии (таблица 5) позволяют сделать вывод о том, что наибольшую премию к зарплате дают управленческие навыки (+285,9 руб.). Технические навыки (оборудование, ПО) оцениваются выше, чем базовые профессиональные. Модель объясняет 68,3 % вариации зарплат, при этом региональные различия значимы только для Минска и области. Среди специальностей значимая премия только у конструкторов-технологов.

Для оценки отдачи от навыков использована модель минцеровского типа:

$$\ln(wage) = \beta_0 + \sum(\beta_i \times skill_i) + \gamma X + \varepsilon, \quad (3)$$

где $wage$ – предлагаемая заработная плата; $skill_i$ – бинарные переменные наличия навыков; X – вектор контрольных переменных (регион, специальность); ε – случайная ошибка.

Кластеризация навыков:

- базовые навыки: работа с документацией, знание технологических процессов, контроль качества;
- технические навыки: знание ПО, опыт с оборудованием, разработка техпроцессов;
- управленческие навыки: управление персоналом.

В результате анализа требований работодателей выявлена следующая структура востребованности навыков (в порядке убывания частоты упоминания в вакансиях):

- работа с документацией (98,2 %);
- знание технологических процессов (85,7 %);
- контроль качества (82,1 %);
- знание программного обеспечения (67,9 %);
- опыт работы с оборудованием (60,7 %);
- разработка технологических процессов (53,6 %);
- управление персоналом (32,1 %).

Результаты регрессионного анализа показывают следующие оценки премий к заработной плате с поправкой на региональные эффекты и специальность (таблица 6).

Выявлен значимый синергетический эффект от сочетания (комплементарности) навыков. Наибольшую премию обеспечивают следующие комбинации:

- технологические процессы + ПО + управление: +35,2 % ($\sigma = 5,82$);
- оборудование + ПО + управление: +32,8 % ($\sigma = 5,64$);
- технологические процессы + оборудование + ПО: +28,4 % ($\sigma = 5,23$).

Полученные результаты позволяют сделать следующие выводы:

1) существует чёткая иерархия в оценке работодателями различных навыков. Управленческие компетенции оцениваются существенно выше технических и базовых профессиональных навыков;

2) наблюдается значительная гетерогенность в отдаче от навыков:

- высокая отдача (>15 %): управленческие навыки, работа с оборудованием;
- средняя отдача (10–15 %): технические навыки;
- низкая отдача (<10 %): базовые профессиональные навыки;

3) выявлен существенный эффект комплементарности навыков: комбинации навыков из разных категорий дают премию, превышающую сумму индивидуальных эффектов.

Для анализа пересечений навыков и их влияния на заработную плату использовано базовое уравнение с пересечениями следующего вида:

$$\ln(wage) = \beta_0 + \sum(\beta_i \times skill_i) + \sum(\lambda_{ij} \times (skill_i \times skill_j)) + \gamma X + \varepsilon, \quad (4)$$

где $\ln(wage)$ – логарифм заработной платы; $skill_i$ – бинарные переменные наличия навыков; $skill_i \times skill_j$ – пересечения навыков; X – вектор контрольных переменных (регион, специальность); ε – случайная ошибка.

Таблица 6 – Премия к заработной плате с поправкой на региональные эффекты и специальность

Table 6 – Salary premium adjusted for regional effects and specialty

Навык	Премия, %	Стандартная ошибка	t-статистика
Знание технологических процессов производства	20,1	4,75	4,23***
Разработка и оптимизация технологических карт	15,4	4,46	3,45***
Контроль качества продукции	14,2	4,42	3,21***
Работа с конструкторской и технологической документацией	12,3	4,28	2,87***
Знание современных программных продуктов	10,5	4,13	2,54**
Опыт работы с оборудованием	8,7	4,10	2,12**
Управление производственным персоналом	6,2	3,52	1,76*

Примечание: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

Источник: составлено авторами.

Категоризация навыков:

– технологические навыки: знание технологических процессов производства, разработка и оптимизация технологических карт;

– контрольно-документационные: контроль качества продукции, работа с конструкторской и технологической документацией;

– технические навыки: знание современных программных продуктов, опыт работы с оборудованием;

– управленческие: управление производственным персоналом.

На основании уравнения [4] построена матрица коэффициентов пересечений навыков (λ_i) (таблица 7).

На основе проведенного анализа данных по инженерным специальностям можно сделать следующие выводы о комплементарности навыков и их влиянии на заработную плату:

1) самой сильной комплементарностью обладает сочетание знания технологических процессов производства с управленческими навыками. Когда инженер-технолог или конструктор-технолог обладает не только знанием технологических процессов, но и навыками управления производственным персоналом, это дает максимальную премию к заработной плате в размере 24,5 %. Такая высокая премия объясняется тем, что данное сочетание навыков характерно для руководящих позиций, где требуется как глубокое понимание производства, так и способность управлять людьми;

2) вторым по значимости является сочетание технологических знаний со знанием современных программных продуктов, которое дает премию в размере 16,8 %.

Это отражает важность цифровизации производственных процессов – работодатели высоко ценят специалистов, способных не только понимать технологию, но и работать с современным программным обеспечением;

3) сочетание знания технологических процессов с опытом работы с оборудованием дает премию в 15,7 %. Данная комбинация особенно востребована в производственном секторе, где важно не только теоретическое понимание процессов, но и практический опыт работы с оборудованием;

4) навыки контроля качества в сочетании со знанием программных продуктов дают премию 14,2 %. Это говорит о том, что современные системы контроля качества все больше опираются на цифровые решения, и специалисты, владеющие обеими компетенциями, получают существенную надбавку к зарплате;

5) работа с технической документацией в сочетании со знанием программных продуктов оценивается премией в 12,5 %. Такая комбинация отражает переход от бумажного документооборота к цифровому, где требуется как понимание технической документации, так и уверенное владение специализированным ПО;

6) комбинация навыков работы с программными продуктами и оборудованием дает премию 11,5 %. Это наименьшая, но все же значимая премия, что говорит о важности комплексных технических компетенций.

Важно отметить региональную специфику комплементарности навыков: в Минске премии за комбинации навыков в среднем на 20–25 % выше, чем в других регионах. Особенно это касается сочетания управленческих и технологических навыков. В областных центрах на-

Таблица 7 – Матрица коэффициентов пересечений навыков

Table 7 – Matrix of skill intersection coefficients

Навык 1 x Навык 2	Коэффициент	t-статистика
Техпроцессы × Управление персоналом	0,245	5,12***
Техпроцессы × Программные продукты	0,168	4,23***
Техпроцессы × Работа с оборудованием	0,157	3,98***
Контроль качества × Программные продукты	0,142	3,45***
Документация × Программные продукты	0,125	3,21***
Программные продукты × Оборудование	0,115	2,98***

Примечание: *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

Источник: составлено авторами.

блюдается схожая структура комплементарности, но с разным уровнем премий.

Анализ также показал четкую иерархию в премиях за навыки:

- высшая премия (20–25 %) – за сочетание управленческих навыков с техническими и технологическими;
- средняя премия (15–20 %) – за комбинации технических и технологических навыков;
- базовая премия (10–15 %) – за сочетание базовых профессиональных навыков.

Эта иерархия сохраняется во всех регионах, хотя абсолютные значения премий могут различаться.

Анализ полученных результатов и направления их использования в реализации кадровых бизнес-процессов организации

В результате исследования разработан и апробирован метод анализа вакансий и навыков с помощью больших языковых моделей, позволяющий в режиме реального времени оценить размер спроса на конкретную специальность (профессию), требуемые навыки, установить наиболее оплачиваемые из них, выявить универсальные (сквозные) и уникальные навыки, что в совокупности является основой для принятия кадровых решений в организациях о найме, вознаграждении, повышении квалификации, ротации персонала и пр.

Проведенный анализ показал, что наибольшую ценность на рынке инженерных специальностей имеют комплексные компетенции, особенно сочетание глубокого понимания производственных процессов с управленческими навыками и владением современными технологиями. Это отражает потребность современного производства в специалистах, способных не только решать технические задачи, но и эффективно управлять производственными процессами с использованием современных инструментов.

Полученные результаты являются основанием для оптимизации кадровых бизнес-процессов на микроуровне, поскольку подтверждают целесообразность инвестиций в развитие управленческих компетенций и технических навыков, которые обеспечивают наибольшую отдачу, обосновывают направления оптимального распределения задач между специалистами родственных профессий, возможность их совмещения, ротации, взаимозаменяемости. Полученная информация также может служить основанием для разработки планов развития персонала организаций и направлений взаимодействия с базовыми учреждениями образова-

ния для формирования необходимого пула навыков. Эти инструменты особенно нужны специалистам по управлению персоналом.

Таким образом, несмотря на то, что первоначальные исследования в области применения больших данных были сфокусированы на пользователей макроуровня, большие данные имеют огромные утилитарные возможности для микроуровня – например, для электронного найма (Boselli et al., 2017), для подбора наиболее подходящих кандидатур по резюме (Najjar et al., 2021).

Но следует отметить, что для получения и использования такой информации необходимы следующие условия:

- четкая и единообразная форма описания навыков в вакансиях и в резюме. В настоящее время отсутствует единый классификатор навыков, поэтому наниматели при описании навыков в вакансиях не придерживаются единого подхода, что затрудняет их анализ. Информация в резюме еще хуже структурирована, чем в вакансиях;

- автоматизация деятельности кадровых служб, готовность специалистов кадровых служб к восприятию новых методов работы и новых массивов информации.

Основными ограничениями при использовании больших данных в анализе рынка труда являются:

- проблема репрезентативности данных (поскольку порталы не обеспечивают 100%-ый охват, формируемые массивы данных могут быть смещены);
- структурирование данных;
- затраты на сбор и хранение массивов данных;
- доступ;
- защита персональных данных;
- дублирование информации о вакансиях и резюме;
- размещение резюме не для найма, а для понимания тенденций на рынке труда.

Поэтому специалисты приходят к выводу, что большие данные для рынка труда не являются панацеей (Johnson, 2016, p. 7), их использование в большей степени будет эффективным для специальных целей – например, для трудоустройства молодежи, разработки программ повышения квалификации, подбора необходимых работников, планирования профессионального роста и ротации персонала, др.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

Ванкевич, Е.В., Коробова, Е.Н., Зайцева, О.В., Алексеева, Е.А. и Калиновская, И.Н. (2020). *Управление человеческими ресурсами современной организации: теория и практика*. Витебск: УО «ВГТУ», Республика Беларусь.

Ванкевич, Е.В. и Калиновская, И.Н. (2022). Изменение подходов к анализу конъюнктуры рынка труда в условиях цифровизации экономики (на примере текстильной промышленности Республики Беларусь). *Известия высших учебных заведений. Технология текстильной промышленности*, № 5 (401), С. 27–37. DOI 10.47367/0021-3497_2022_5_27.

Ванкевич, Е.В. и Калиновская, И.Н. (2023). Методические аспекты формирования цифровой экономики рынка труда в Республике Беларусь. *Экономика Северо-запада: проблемы и перспективы развития*, № 3 (74), С. 4–16.

Волгин, А.Д. и Гимпельсон, В.Е. (2022). Спрос на навыки: анализ на основе онлайн данных о вакансиях. *Экономический журнал ВШЭ*, № 3, С. 343–375.

Калиновская, И.Н. (2024). Современные методы сбора и обработки информации о рынке труда и направления их использования в практике управления человеческими ресурсами. *Вестник Витебского государственного технологического университета*, № 2(48), С. 82–101. DOI:10.24412/2079-7958-2024-2-82-101.

Смирнов, А.Ю. (2023). Цифровая модель рынка труда: ключевые аспекты работы программного комплекса. *Экономика труда*, Том 10, № 10, С. 1535–1552. doi: 10.18334/et.10.10.119514.

Bayoán, J., Calderón, S. and Rassier, D.G. (2022). Valuing the U.S. Data Economy Using Machine Learning and Online Job Postings U.S. Bureau of Economic Analysis, [Online], URL: <https://www.bea.gov/research/papers/2022/valuing-us-data-economy-using-machine-learning-and-online-job-postings>, [Accessed 02.11.2024].

Beblavý, M., Fabo, Br. and Lenaerts, K. (2016). Demand for Digital Skills in the US Labour Market: The IT Skills Pyramid. CEPS Special Report. [Online], URL: https://www.aei.pitt.edu/82628/1/SR154_IT_Skills_Pyramid_0.pdf, [Accessed 02.11.2024].

Boselli, R., Cesarini, M., Marrara, S., Mercorio, F., Mezzanzanica, M., Pasì G. and Viviani, M. (2017). WoLMIS: a labor market intelligence system for classifying web job vacancies. [Online], URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10844-017-0488-x>, [Accessed 02.11.2024].

Boselli, R., Cesarini, M., Mercorio, F. and Mezzanzanica, M. (2018). Classifying online job advertisements through machine learning, *Future Generation Computer Systems*. [Online], URL: <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.03.035>, [Accessed 04.11.2024].

Brüning, N. and Mangeol, P. (2020). What skills do employers seek in graduates?: Using online job posting data to support policy and practice in higher education. [Online], URL: <https://doi.org/10.1787/bf533d35-en>, [Accessed 04.11.2024].

Brown P., & Souto-Otero M. (2018). The end of the credential society? An analysis of the relationship between education and the labour market using big data. *Journal of Education Policy*, № 35(1), P. 95–118.

Cammeraat, E. and Squicciarini, M. (2021). Burning Glass Technologies' data use in policy-relevant analysis: An occupation-level assessment, OECD Science. *Technology and Industry Working Papers*. № 2021/05, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/cd75c3e7-en>.

Colombo, E., Mercorio, F. and Mezzanzanica, M. (2019). AI meets labor market: Exploring the link between automation and skills. *Information Economics and Policy*, № 47, P. 27–37. <https://doi.org/10.1016/j.infoecopol.2019.05.003>

Dawson, N., Rizoïu, M.-A., Johnston, B. and Williams, M.-A. (2020). Predicting skill shortages in labor markets: A machine learning approach. *In 2020 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, Pp. 3052–3061.

Djumalievá, J. and Sleeman, C. (2018). An Open and Data-driven Taxonomy of Skills Extracted from Online Job Adverts. *Developing Skills in a Changing World of Work: Concepts, Measurement and Data Applied in Regional and Local Labour Market Monitoring Across Europe*. [Online], URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/An-Open-and-Data-driven-Taxonomy-of-Skills-from-Job-Djumalievá-Sleeman/54dcef5e2e7837424997aaf29d807121d88ab49f>, [Accessed 01.11.2024].

Deming, D. and Kahn, L.B. (2018). Skill Requirements across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals. *Journal of Labor Economics*, № 36, S1, P. 337–369.

Djumalievá, J., Lima, A. and Sleeman, C. (2018). Classifying Occupations According to Their Skill Requirements in Job Advertisements. *Economic Statistics Centre of Excellence (ESCoE)*, № 2018-04, P. 136–151.

Goldfarb, A., Taska, B. and Could, T.FI. (2021). Machine learning be a general purpose technology? A comparison of emerging technologies using data from online job postings. SSRN.COM. [Online], URL: <https://ssrn.com/abstract=3468822> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3468822>, (Accessed 05.11.2024).

Johnson, E.M. (2016). Can Big Data Save Labor Market Information System? [Online], <https://www.voced.edu.au/content/ngv%3A84145>, (Accessed 05.11.2024).

Korrapati, L., Malineni, V., Rama, P., Raghava, S., Konduru, U. and Kalaria, A. (2022). A Machine Learning Approach for Automation of Resume Recommendation System. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, Volume 10, Pp. 4387–4393.

Lassébie, J., Marcolin, L., Vandeweyer, M. and Vignal, B. (2021). Speaking the same language: A machine learning approach to classify skills in Burning Glass Technologies data. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, № 263. Pp. 231–269.

Mgarbi, H., Chkouri, M.Y. and Tahiri, A. (2023). Building a recommendation system based on the job offers extracted from the web and the skills of job seekers. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, Vol. 13, № 6, Pp. 6964–6971, DOI: 10.11591/ijece.v13i6.pp6964-6971.

Mezzanzanica, M. and Mercorio, F. (2019). Big Data for Labour Market Intelligence – An Introductory Guide. European Training Foundation. [Online], URL: <https://www.etf.europa.eu/en/publications-and-resources/publications/big-data-labour-market-intelligence-introductory-guide>, (Accessed 15.11.2024).

Najja, A., Amro, B. and Macedo, M. (2021). An Intelligent Decision Support System For Recruitment: Resumes Screening and Applicants Ranking. *Informatica*, № 45, Pp. 617–623.

Sentz, R. Labor Market Data and Analysis for Site Selection EMSI. [Online], URL: <https://beforeitsnews.com/economy/2019/09/emsi2019-presentations-2985423.html>, (Accessed 07.11.2024).

Samek, L., Squicciarini, M. and Cammeraat, E. (2021). The human capital behind AI: Jobs and skills demand from online job postings, OECD Science. *Technology and Industry Policy Papers*, № 120, Pp. 152–186.

Tasnim, Z., Shamrat, F.M., Javed Mehedi, Allayear, S.M., Khobayeb, A. and Nobel, N.I. (2020). Implementation of an Intelligent Online Job Portal Using Machine Learning Algorithms. [Online], URL: https://www.researchgate.net/publication/351338949_Implementation_of_an_Intelligent_Online_Job_Portal_Using_Machine_Learning_Algorithms, (Accessed 07.11.2024).

The feasibility of using big data in anticipating and matching skills needs [2020], [Online], URL: https://www.oitcinterfor.org/sites/default/files/file_publicacion/wcms_759330.pdf, (Accessed 21.11.2024).

Vankevich, A. and Kalinouskaya, I. (2021). Better understanding of the labour market using Big Data. *Ekonomia i pravo. Economics and law*, Vol. 20, № 3, Pp. 677–692.

REFERENCES

Vankevich, A.V., Korobova, A.N., Zaitseva, O.V., Alekseeva, A.A. and Kalinovskaya, I.N. (2020). *Upravlenie chelovecheskimi resursami sovremennoj organizacii: teoriya i praktika* [Human resource management of a modern organization: theory and practice]. Vitebsk: EI «VSTU», Republic of Belarus (In Russian).

Vankevich, A. and Kalinouskaya, I. (2022). Changing approaches to analyzing labor market conditions in the context of digitalization of the economy (using the example of the textile industry of the Republic of Belarus) [Izmenenie podhodov k analizu kon'yunktury rynka truda v usloviyah cifrovizacii ekonomiki (na primere tekstil'noj promyshlennosti Respubliki Belarus')]. *Izvestiya vysshih uchebnyh zavedenij. Tekhnologiya tekstil'noj promyshlennosti = News of higher educational institutions. Textile industry technology*, № 5 (401), Pp. 27–37. DOI 10.47367/0021-3497_2022_5_27 (In Russian).

Vankevich, A. and Kalinouskaya, I. (2023). Methodological aspects of the formation of the digital economy of the labor market in the Republic of Belarus [Metodicheskie aspekty formirovaniya cifrovoj ekonomiki rynka truda v Respublike Belarus']. *Ekonomika Severo-zapada: problemy i perspektivy razvitiya = The economy of the North-West: problems and prospects of development*, № 3 (74), Pp. 4–16 (In Russian).

Volgin, A.D. and Gimpelson, V.E. (2022). Demand for skills: analysis based on online job data [Spros na navyki: analiz na osnove onlajn dannyh o vakansiyah]. *Ekonomicheskij zhurnal VShE = HSE Economic Journal*, № 3, Pp. 343–375 (In Russian).

Kalinouskaya, I. (2024). Modern methods of collecting and processing information about the labor market and the directions of their use in the practice of human resource management [Sovremennyye metody sbora i obrabotki informacii o rynke truda i napravleniya ih ispol'zovaniya v praktike upravleniya chelovecheskimi resursami]. *Vestnik Vitebskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo universiteta = Bulletin of the Vitebsk State Technological University*, № 2(48), Pp. 82–101. DOI:10.24412/2079-7958-2024-2-82-101 (In Russian).

Smirnov, A.Yu. (2023). Digital model of the labor market: key aspects of the software package [Cifrovaya model' rynka truda: klyuchevye aspekty raboty programmnogo kompleksa]. *Ekonomika truda = Labor economics*, № 10, Pp. 1535–1552. doi: 10.18334/et.10.10.119514 (In Russian).

Bayoán, J., Calderón, S. and Rassier, D.G. (2022). Valuing the U.S. Data Economy Using Machine Learning and Online Job Postings U.S. Bureau of Economic Analysis, [Online], URL: <https://www.bea.gov/research/papers/2022/valuing-us-data-economy-using-machine-learning-and-online-job-postings>, (Accessed 02.11.2024).

Beblavý, M., Fabo, Br. and Lenaerts, K. (2016). Demand for Digital Skills in the US Labour Market: The IT Skills Pyramid. CEPS Special Report. [Online], URL: https://www.aei.pitt.edu/82628/1/SR154_IT_Skills_Pyramid_0.pdf, (Accessed 02.11.2024).

Boselli, R., Cesarini, M., Marrara, S., Mercorio, F., Mezzanzanica, M., Pasi, G. and Viviani, M. (2017). WoLMIS: a labor market intelligence system for classifying web job vacancies. [Online], URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10844-017-0488-x>, (Accessed 02.11.2024).

Boselli, R., Cesarini, M., Mercorio, F. and Mezzanzanica, M. (2018). Classifying online job advertisements through machine learning, *Future Generation Computer Systems*. [Online], URL: <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.03.035>, (Accessed 04.11.2024).

Brüning, N. and Mangeol, P. (2020). What skills do employers seek in graduates?: Using online job posting data to support policy and practice in higher education. [Online], URL: <https://doi.org/10.1787/bf533d35-en>, (Accessed 04.11.2024).

Brown, P. and Souto-Otero, M. (2018). The end of the credential society? An analysis of the relationship between education and the labour market using big data. *Journal of Education Policy*, № 35(1), P. 95–118.

Cammeraat, E. and Squicciarini, M. (2021). Burning Glass Technologies' data use in policy-relevant analysis: An occupation-level assessment, OECD Science. *Technology and Industry Working Papers*. № 2021/05, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/cd75c3e7-en>.

Colombo, E., Mercorio, F. and Mezzanzanica, M. (2019). AI meets labor market: Exploring the link between automation and skills. *Information Economics and Policy*, № 47, P. 27–37. <https://doi.org/10.1016/j.infoecopol.2019.05.003>

Dawson, N., Rizoiu, M.-A., Johnston, B. and Williams, M.-A. (2020). Predicting skill shortages in labor markets: A machine learning approach. *In 2020 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, Pp. 3052–3061.

Djumaliev, J. and Sleeman, C. (2018). An Open and Data-driven Taxonomy of Skills Extracted from Online Job Adverts. *Developing Skills in a Changing World of Work: Concepts, Measurement and Data Applied in Regional and Local Labour Market Monitoring Across Europe*. [Online], URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/An-Open-and-Data-driven-Taxonomy-of-Skills-from-Job-Djumaliev-Sleeman/54dcef5e2e7837424997aaf29d807121d88ab49f>, (Accessed 01.11.2024).

Deming, D. and Kahn, L.B. (2018). Skill Requirements across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals. *Journal of Labor Economics*, № 36, S1, P. 337–369.

Djumaliev, J., Lima, A. and Sleeman, C. (2018). Classifying Occupations According to Their Skill Requirements in Job Advertisements. *Economic Statistics Centre of Excellence (ESCoE)*, № 2018-04, P. 136–151.

Goldfarb, A., Taska, B. and Could, T.F.I. (2021). Machine learning be a general purpose technology? A comparison of emerging technologies using data from online job postings. SSRN.COM. [Online], URL: <https://ssrn.com/abstract=3468822> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3468822>, (Accessed 05.11.2024).

Johnson, E.M. (2016). Can Big Data Save Labor Market Information System? [Online], <https://www.voced.edu.au/content/ngv%3A84145>, (Accessed 05.11.2024).

Korrapati, L., Malineni, V., Rama, P., Raghava, S., Konduru, U. and Kalaria, A. (2022). A Machine Learning Approach for Automation of Resume Recommendation System. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, Volume 10, Pp. 4387–4393.

Lassébie, J., Marcolin, L., Vandeweyer, M. and Vignal, B. (2021). Speaking the same language: A machine learning approach to classify skills in Burning Glass Technologies data. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, № 263. Pp. 231–269.

Mgarbi, H., Chkouri, M.Y. and Tahiri, A. (2023). Building a recommendation system based on the job offers extracted from the web and the skills of job seekers. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, Vol. 13, № 6, Pp. 6964–6971, DOI: 10.11591/ijece.v13i6.pp6964-6971.

Mezzanatica, M. and Mercorio, F. (2019). Big Data for Labour Market Intelligence – An Introductory Guide. European Training Foundation. [Online], URL: <https://www.etf.europa.eu/en/publications-and-resources/publications/big-data-labour-market-intelligence-introductory-guide>, (Accessed 15.11.2024).

Najjar, A., Amro, B. and Macedo, M. (2021). An Intelligent Decision Support System For Recruitment: Resumes Screening and Applicants Ranking. *Informatica*, № 45, Pp. 617–623.

Sentz, R. Labor Market Data and Analysis for Site Selection EMSI. [Online], URL: <https://beforeitsnews.com/economy/2019/09/emsi2019-presentations-2985423.html>, (Accessed 07.11.2024).

Samek, L., Squicciarini, M. and Cammeraat, E. (2021). The human capital behind AI: Jobs and skills demand from online job postings, OECD Science. *Technology and Industry Policy Papers*, № 120, Pp. 152–186.

Tasnim, Z., Shamrat, F.M. Javed Mehedi, Allayear, S.M., Khobayeb, A. and Nobel, N.I. (2020). Implementation of an Intelligent Online Job Portal Using Machine Learning Algorithms. [Online], URL: https://www.researchgate.net/publication/351338949_Implementation_of_an_Intelligent_Online_Job_Portal_Using_Machine_Learning_Algorithms, (Accessed 07.11.2024).

The feasibility of using big data in anticipating and matching skills needs [2020], [Online], URL: https://www.oitcenterfor.org/sites/default/files/file_publicacion/wcms_759330.pdf, (Accessed 21.11.2024).

Vankevich, A. and Kalinouskaya, I. (2021). Better understanding of the labour market using Big Data. *Ekonomia i pravo. Economics and law*, Vol. 20, № 3, Pp. 677–692.

Информация об авторах

Information about the authors

Ванкевич Елена Васильевна

Доктор экономических наук, профессор, проректор по научной работе, Витебский государственный технологический университет, Республика Беларусь.

E-mail: vankevich_ev@tut.by

Калиновская Ирина Николаевна

Кандидат технических наук, доцент кафедры «Экономика и электронный бизнес», Витебский государственный технологический университет, Республика Беларусь.

Alena V. Vankevich

Doctor of Science (in Economics), Professor, Vice-Rector for Scientific Research, Vitebsk State Technological University, Republic of Belarus.

E-mail: vankevich_ev@tut.by

Iryna N. Kalinouskaya

Candidate of Sciences (in Engineering), Associate Professor at the Department "Economics and Electronic Business", Vitebsk State Technological University, Republic of Belarus.