

5. Van de Ven B., Jeurissen R. Competing Responsibly. *Business Ethics Quarterly*. 2005;15(2):299—317.
6. Husted B., Allen D. Strategic Corporate Social Responsibility and Value Creation among Large Firms. *Long Range Planning*. 2007;40:594—610. DOI: 10.1016/j.lrp.2007.07.001.
7. Post J., Pceston L., Sachs S. Redefining the Corporation: Stakeholder Management and Organizational wealth. Palo Alto, CA, Stanford University Press, 2002. 376 p.
8. Teece D. J. A capability theory of the firm: an economics and (Strategic) management perspective. *New Zealand Economic Papers*. 2019;53(1):1—43. DOI: 10.1080/00779954.2017.1371208.
9. Landrum N. E. Stages of corporate sustainability: Integrating the strong sustainability worldview. *Organization & Environment*. 2018;31(4):287—313. DOI: 10.1177/1086026617717456.
10. Izmailova M. A. Implementation of ESG-strategies of Russian companies in the context of sanctions restrictions. *MIR (Modernizatsiya. Innovatsii. Razvitie) = MIR (Modernization. Innovations. Development)*. 2022;13(2):185—201. (In Russ.) DOI: 10.18184/2079-4665.2022.13.2.185-201.
11. Kleiner G. B., Presnyakov V. F., Karpinskaya V. A. Behavior of the enterprise in models of the theory of the firm. Part 1. *Ekonomicheskaya nauka sovremennoi Rossii = Economic science of modern Russia*. 2018;2(81):7—23. (In Russ.)
12. Biryukov E. V. Theories of modern enterprise: new directions of development. *Ekonomicheskoe vrozozhdenie Rossii = Economic revival of Russia*. 2023;4(74):121—131. (In Russ.) DOI: 10.37930/1990-9780-2022-4-74-121-131.
13. PwC Japan Group. Management of non-financial information: Corporate value creation insights from advanced case studies. 2021. 14 p. URL: <https://www.pwc.com/jp/en/knowledge/thoughtleadership/assets/pdf/non-financial-information-management.pdf> (accessed: 18.07.2023).
14. Katasonova Yu., Galieva G. Future of the sustainable finance market: the shock has passed – they have returned to growth. Analytical review. *Expert RA*, 2023. 24 p. (In Russ.) URL: <https://raexpert.ru/docbank/d39/c61/e10/c5b0abfbadde3093b3ac92b.pdf> (accessed: 10.07.2023).
15. Dovbii I. P., Kobylakova V. V., Minkin A. A. ESG-transition as a new paradigm of the global economy and sustainable finance. *Vestnik YuUrGU. Seriya «Ekonomika i menedzhment» = SUSU Bulletin. Series “Economics and Management”*. 2022;16(1):77—86. (In Russ.) DOI: 10.14529/em220107.

Статья поступила в редакцию 21.07.2023; одобрена после рецензирования 27.07.2023; принята к публикации 30.07.2023. The article was submitted 21.07.2023; approved after reviewing 27.07.2023; accepted for publication 30.07.2023.

Обзорная статья

УДК 331.5

DOI: 10.25683/VOLBI.2023.64.765

Valeriia Semenovna Arteeva

Assistant of the Higher School of Engineering and Economics,
Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University
Saint Petersburg, Russian Federation
arteeva_vs@spbstu.ru

Валерия Семеновна Артеева

ассистент Высшей инженерно-экономической школы,
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
Санкт-Петербург, Российская Федерация
arteeva_vs@spbstu.ru

РЕТРОСПЕКТИВНЫЙ АНАЛИЗ НАУЧНЫХ МЕТОДОВ ОЦЕНКИ СПРОСА НА НАВЫКИ И КОМПЕТЕНЦИИ

5.2.2 — Математические, статистические и инструментальные методы в экономике

Аннотация. Целью данного исследования — ретроспективный анализ развития и трансформации научных методов оценки навыков и компетенций. На основании библиографического обзора выделены три основных научных метода оценки спроса на навыки: 1) прямой объективный метод — анализ рабочего профиля профессии; 2) прямой субъективный метод — опросы и анкетирования; 3) прямой субъективный метод — контент-анализ объявлений о вакансиях. Анализ рабочего профиля профессии получил свое распространение в начале XX в. и связан с именем Ф. Тейлора. Данный анализ изначально производился специальными экспертами посредством наблюдения за рабочими процессами и выполняемыми операциями и применялся для увеличения производительности и эффективности в конкретной компании, учитывая особенности выстроенных бизнес-процессов. Со временем данный метод трансформировался в оценку спроса на навыки и компетенций через справочники профессий (DOT, O*NET, ISCO, ESCO и др.), появившиеся в 1930-х гг. В 1960—1970-х гг. распространение получили опросы и анкетирование, в рамках которых респонденты

отвечали на вопросы о том, какие навыки и компетенции необходимы для выполнения конкретных трудовых функций. В то же время получил развитие метод контент-анализа объявлений о вакансиях из газет и журналов, позволяющий определять наиболее востребованные навыки для размещаемых должностей. Развитие же цифровых технологий, в особенности машинного обучения и искусственного интеллекта в конце XX — начале XXI в. позволило усовершенствовать контент-анализ, предоставив возможность для автоматического анализа больших объемов информации с онлайн-порталов объявлений, что сделало данный метод более гибким и точным. В настоящее время все три метода востребованы и применяются в зависимости от целей оценки и наличия временных, денежных и трудовых ресурсов. Кроме того, часть исследователей объединяет данные методы, чтобы получить более корректные результаты.

Ключевые слова: спрос на навыки, спрос на компетенции, разрыв в навыках, оценка спроса на навыки, анализ профиля профессии, контент-анализ, рынок труда, равновесие на рынке труда, развитие методов, компетенции, навыки

Финансирование: исследование профинансировано Советом по грантам Президента Российской Федерации в рамках проекта МК-1969.2022.2

Для цитирования: Артеева В. С. Ретроспективный анализ научных методов оценки спроса на навыки и компетенции // Бизнес. Образование. Право. 2023. № 3(64). С. 202—209. DOI: 10.25683/VOLBI.2023.64.765.

Review article

RETROSPECTIVE ANALYSIS OF SCIENTIFIC METHODS FOR ASSESSING DEMAND FOR SKILLS AND COMPETENCES

5.2.2 — Mathematical, statistical and instrumental methods in economics

Abstract. *The article analyzes the development and transformation of scientific methods for assessing skills and competences. Based on a bibliographic review, three main scientific methods for assessing skill demand are identified: (1) analysis of the job profile; (2) surveys and questionnaires; (3) content analysis. The analysis of the job profile of a profession gained popularity in the early 20th century and is associated with the name of F. Taylor. Initially, this analysis was conducted by specialized experts through observation of work processes and operations, aiming to increase productivity and efficiency within specific companies, considering the peculiarities of their established business processes. Over time, this method transformed into skill and competence demand assessment through occupational handbooks (DOT, O*NET, ISCO, ESCO, etc.) that emerged in the 1930s. In the 1960s and 1970s, surveys and questionnaires became widely used, wherein respondents provided answers about the skills and competences necessary for specific*

job functions. Concurrently, the method of content analysis of job advertisements from newspapers and magazines developed, allowing for the identification of the most sought-after skills for advertised positions. The advancement of digital technologies, particularly machine learning and artificial intelligence in the late 20th and early 21st centuries, allowed for improvements in content analysis. It provided the opportunity for automatic analysis of large volumes of information from online job portals, making this method more flexible and accurate. Currently, all three methods are in demand and used depending on the assessment objectives and the availability of time, financial, and labor resources. Additionally, some researchers combine these methods to obtain the most accurate results.

Keywords: *demand for skills, demand for competences, skills gap, skills demand assessment, job profile analysis, content analysis, labor market, labor market equilibrium, development of methods, competences, skills*

Funding: this research was funded by the Grant council of President of the Russian Federation. Project No. МК-1969.2022.2

For citation: Arteeva V. S. Retrospective analysis of scientific methods for assessing demand for skills and competences. *Biznes. Obrazovanie. Pravo = Business. Education. Law.* 2023;3(64):202—209. DOI: 10.25683/VOLBI.2023.64.765.

Введение

Актуальность. В условиях стремительного развития технологий требования к навыкам и компетенциям работников также постоянно изменяются [1; 2]. Понимание и оценка актуального спроса на навыки и компетенции являются необходимыми условиями для эффективного подбора сотрудников, подготовки кадров и трансформации образовательных программ.

Целесообразность разработки темы. Человек является важным звеном в процессах экономического роста. Производительность труда зависит от вложений в человеческий капитал и, соответственно, в развитие способностей, навыков и компетенций (общее и специальное образование). Если же предложение навыков и компетенций перестает соответствовать спросу, т. е. образование не соответствует запросам рынка труда, происходит падение производительности труда. Таким образом, необходимо проводить анализ востребованных на рынке труда навыков и компетенций с целью минимизации данного разрыва и совершенствования образовательных программ [3]. Для решения этой задачи в данном исследовании были систематизированы существующие методы оценки спроса на навыки и компетенции и определены основные тенденции их развития.

Изученность проблемы. Проблема несоответствия навыков требовала разработку методов и инструментов для оценки актуального спроса на навыки и компетенции. Для решения этой проблемы исследователями разрабатывались и применялись различные методы оценки: Ф. Тейлор применял метод анализа рабочего профиля [4]; С. L. Aasheim с соавторами [5], Р. Coady с соавторами [6], S. Rosenberg с соавторами [7]

использовали метод анкетирования и опросов; L. Dörfler и H. G. van de Werfhorst [8], А. А. Терников и Е. А. Александрова [9] — метод контент-анализа объявлений о вакансиях. Анализ методов оценки спроса на навыки и компетенции частично был представлен в работах S. McGuinness с соавторами [10], В. А. Мальцева [11], J. Hartog [12], W. Groot с соавторами [13]. В данной работе проанализировано развитие и трансформация данных методов во времени.

Цель исследования — проанализировать развитие научных методов оценки спроса на навыки и компетенции на рынке труда. **Задачи исследования:** 1) выделить основные методы оценки спроса на навыки; 2) проанализировать развитие данных методов во времени; 3) представить примеры и результаты применения данных методов на практике; 4) представить формализацию данных методов; 5) сравнить данные методы.

Теоретическая значимость заключается в систематизации методов оценки спроса на навыки и компетенции на рынке труда. **Практическая значимость** заключается в том, что представленная систематизация методов оценки спроса на навыки и компетенции позволит выбирать релевантные методы оценки в соответствии с поставленной задачей, что может быть использовано при трансформации бизнес-процессов компаний и образовательных организаций, разработке новых и обновлении существующих образовательных программ. **Научная новизна** состоит в выявлении тенденций развития и трансформации методов оценки спроса на навыки и компетенции.

Методология исследования: в рамках исследования представляется ретроспективный анализ методов оценки спроса на навыки и компетенции во времени на основании

литературного обзора, производится формализация данных методов, описываются примеры применения данных методов на практике и их сравнение с выделением преимуществ и недостатков.

Основная часть

История развития методов оценки спроса на навыки и компетенции на рынке труда тесно связана с развитием экономической науки и управления человеческими ресурсами. Выделяется три основных метода оценки: 1) анализ рабочего профиля профессии, 2) опросы и анкетирование, 3) контент-анализ объявлений о вакансиях.

Прямой объективный метод: анализ рабочего профиля. Первые упоминания о методе *Job analysis* (далее — *JA*) — анализа рабочего профиля — появились в начале XX в. Фредерик Тейлор (1856—1915), американский инженер и основоположник теории научной организации труда и управления (тейлоризм), внес значительный вклад в развитие данного метода [4]. Он проводил подробное изучение рабочих мест, разбирая и анализируя каждую операцию и задачу, с целью повысить производительность и эффективность работы. Одним из наиболее известных примеров его работы является изучение работы сталелитейщиков в сталелитейной компании. В своей исследовательской работе Тейлор провел детальный анализ задач, выполняемых сталелитейщиками, и разработал оптимальные методы и инструменты для увеличения производительности и эффективности. Он определил, какие навыки и компетенции требуются для выполнения работы в рамках каждой из операций и как можно на основании полученной информации оптимизировать рабочие процессы.

С течением времени *JA* развился в самостоятельную методику для определения характеристик рабочих мест, а также для разработки описаний должностей и требуемых для них навыков, знаний. Метод *JA* потенциально может быть лучше любого другого метода, т. к. оценка уровня квалификации и навыков, необходимых для работы в рамках соответствующих трудовых функций, проводится специально обученными аналитиками, анализирующими конкретные бизнес-процессы определенной компании. Однако одним из существенных недостатков данного метода является его высокая стоимость, кроме того, в условиях постоянного технологического развития, полученные результаты могут быстро устаревать.

Анализ работы может проводиться для любых целей внутри организации, включая уточнение стандартов найма, критериев продвижения по службе и требований к переобучению. Полные, актуальные описания должностей являются основными результатами *JA* [14]. Таким образом, метод анализа рабочего профиля представляет собой процесс систематического изучения и описания трудовой деятельности и занятости для конкретной должности. Пусть Q — общее число задач/операций, выполняемых в рамках анализируемой должности, F — рассматриваемые характеристики (частота, важность, сложность и др.), а t_{ij} обозначает оценку i -й задачи/операции для j -й характеристики. Тогда матрица для анализа задач представляет собой совокупность характеристик по каждой задаче/операции:

$$T = \begin{pmatrix} t_{11} & t_{12} & \dots & t_{1F} \\ t_{21} & t_{22} & \dots & \dots \\ \dots & \dots & t_{ij} & \dots \\ t_{Q1} & \dots & \dots & t_{QF} \end{pmatrix}$$

В рамках *JA* С. Сimini с соавторами [15] проанализировали влияние Индустрии 4.0 на человеческий капитал, в частности, как изменятся профили должностей операторов 4.0 на фабриках при внедрении интеллектуальных или цифровых технологий. Задачи оператора 4.0 были классифицированы и распределены в зависимости от их характера по следующим категориям: рутинные/нерутинные, физические/когнитивные, индивидуальные/социальные. Это позволило найти оптимальное соотношение задач между людьми и машинами. Далее данный подход был апробирован для должности начальника сборочной линии в итальянской компании по производству деталей для автомобилей. «Сравнение анализа задач до и после внедрения инструментов аналитики и планирования продемонстрировало улучшение и оптимизацию простых и рутинных задач, такие как мониторинг и сбор данных, что также создало новые возможности для анализа данных, улучшив общую производительность отдела» [15].

Одним из результатов развития метода *JA* стало создание в 1930-х гг. в США *Dictionary of Occupational Titles* (далее — *DOT*) — справочника профессий, содержащего описания профессий, требования к навыкам, обязанности, условия работы и др. Для создания *DOT* был проведен широкомащштабный процесс *JA*. Исследователи собрали информацию путем изучения рабочих функций, интервьюирования работников и работодателей, анализа задач и обязанностей, выполнения наблюдений и проведения других исследовательских методов, для разработки стандартизированного подхода к классификации и описанию профессий. Впоследствии *DOT* стал широко применяться аналитиками, образовательными организациями и другими исследователями для анализа спроса на навыки и компетенции со стороны рынка труда. Эти данные использовались для оценки состояния рынка труда, а также для определения соответствия спроса и предложения рабочей силы и разработки образовательных программ и курсов, отвечающих потребностям рынка труда.

Последнее обновление *DOT* датируется 1991 г., а уже в 1998 г. была создана электронная база данных *Occupational Information Network* (далее — *O*NET*; <https://www.onetonline.org/>) — онлайн-портал с информацией о профессиях, созданный с целью заменить *DOT*, предоставляя более актуальную и подробную информацию о профессиональных навыках и требованиях на рынке труда США по 1 000 профессиям, определенным согласно системе классификации профессий США — *Standard Occupational Classification* (далее — *SOC*). В разных странах существуют аналоги *O*NET*, предоставляющие информацию о профессиях и требованиях к работе, например *European Skills/Competences, Qualifications and Occupations (ESCO)*; <https://ec.europa.eu/esco/portal/home> — европейская система классификации профессий и компетенций, разработанная Европейской Комиссией, *International Standard Classification of Occupations (ISCO)*; <https://www.ilo.org/public/english/bureau/stat/isco/> — международная стандартная классификация профессий, разработанная Международной организацией труда. В России аналогом *O*NET* являются Профессиональные стандарты, а в роли *SOC* выступает Общероссийский классификатор занятий.

Одним из недостатков определения спроса на навыки и компетенций на рынке труда через справочники профессий (*O*NET*, *ISCO*, *ESCO* и др.) является то, что все должности с одним названием имеют одинаковые требования к образованию, навыкам и компетенциям, что не всегда соответствует действительности, поэтому если традиционный *JA* метод можно считать объективным, то анализ спроса через

справочники и стандарты кажется более субъективной оценкой. Важно также отметить, что изначально описание обязанностей, задач и операций для *JA* получали методом прямого наблюдения в реальном времени или по видеозаписи, однако в дальнейшем начали применяться и другие методы, например опросы и анкетирование, причем опрашивали как самих людей, чьи задачи анализировались, так и экспертов, руководителей и *HR*-менеджеров.

Прямой субъективный метод: опросы и анкетирование. В 1960—1970-х гг. широкое распространение получил метод интервьюирования и анкетирования работодателей. В рамках этого метода работодатели получают опросники, в которых они указывают, какие навыки и компетенции необходимы для выполнения трудовых функций по заданной должности или же проходят устный опрос. Некоторые же исследователи считают важным проводить опросы среди сотрудников компании [5], другие кроме работодателей задействуют также и недавних выпускников [6]. Часть исследователей подходит к этому вопросу более масштабно и опрашивают сразу несколько групп: недавних выпускников, преподавателей и менеджеров по персоналу [7].

Пусть N будет общим количеством опрашиваемых, K — общим количеством различных навыков или компетенций, которое рассматривается, а s_{ij} обозначает оценку i -го опрашиваемого для j -го навыка / компетенции. Тогда матрица S представляет собой совокупность всех оценок важности или владения навыков/компетенций, полученных в результате опроса:

$$S = \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} & \dots & s_{1K} \\ s_{21} & s_{22} & \dots & \dots \\ \dots & \dots & s_{ij} & \dots \\ s_{N1} & \dots & \dots & s_{NK} \end{pmatrix}$$

Для анализа ответов респондентов используются: проверка на внутреннюю согласованность (коэффициент альфа Кронбаха), оценка среднего значения важности навыка и стандартного отклонения, независимый t -критерий, дисперсионный анализ (*ANOVA*, *MANOVA*).

Так, М. М. McGill [16] сравнивает спрос на навыки недавних выпускников колледжей, получившим образование по профессии «Разработчик игр», с предложением их навыков. Спрос определяется через опрос представителей игровой отрасли, предложение — через опрос представителей академического сообщества. Для определения значимости разрыва между спросом на навыки (потребностями игровой индустрии) и их предложением (учебными планами академических программ) был использован t -критерий. Было выявлено значимое превышение ожиданий представителей отрасли в следующих знаниях, навыках и компетенциях: «Отношение к работе», «Процесс разработки игры», «Многопоточное программирование», «Инструментальное программное обеспечение», *C++*, *Perl*, *XML*, *DirectX*, *Perforce*, *SQL server*. Результаты данного исследования позволят учебным заведениям, принимавшим в нем участие, обдумать выявленные несоответствия и скорректировать согласно ним содержания дисциплин. Другие колледжи и университеты, желающие открыть образовательные программы по подготовке разработчиков игр, могут использовать эти результаты в качестве основы для разработки учебных планов.

А. Jenkins полагает, что данный метод оценки спроса на навыки связан с методологическими и содержательными проблемами [17]. Во-первых, это связано с неправильным построением самих вопросов, во-вторых, понятие «навыков»

и «компетенций» часто неоднозначно и может восприниматься респондентами по-разному. Так, помимо формальных квалификаций и технических знаний, с помощью опросов также оценивают мягкие навыки, такие как коммуникативность, умение работать в команде, эмоциональный интеллект, навыки принятия решений, системное мышление и др. [18—20]. Кроме того, возникают дискуссии, можно ли с помощью обучения рабочей силы развить данные навыки или они в некоторой степени являются врожденными или развитыми в рамках социализации [21].

Однако методологический аспект при создании опросов с каждым годом совершенствуется и данные недостатки минимизируются. Так, J. Cummings и T. Janicki разработали опрос с применением многоэтапного процесса с участием консультативного совета *IT*-специалистов и преподавателей [22]. Так, до начала самого опроса было проведено его пилотное тестирование, чтобы убедиться, что вопросы понятны респондентам; среднее время завершения не превышало 10 мин. После в опрос были внесены незначительные изменения, и он был готов к распространению. Чтобы обеспечить репрезентативность выборки ответов, прохождение опроса предполагало денежное вознаграждение.

Прямой субъективный метод: контент-анализ объявлений о вакансиях. Основоположниками современного контент-анализа считается английский социолог Г. Лассуэл (1902—1978) и французский журналист Ж. Кайзер (1900—1963). В начале 1950-х гг. Г. Лассуэл предложил использовать учет единиц текста для анализа информации, а в начале 1960-х гг. Ж. Кайзер разработал целую систему изучения больших текстовых массивов с помощью статистических методов [23]. К. Криппендорф (1932—2022) определял контент-анализ как «использование воспроизводимого и достоверного метода для сделанных на основе текста специфических выводов о состоянии и свойствах его источника» [24, р. 103].

А. Н. Кирпиков представляет следующие требования к методу контент-анализа: 1) объективность — проводимый анализ должен подчиняться ясным и точным правилам; 2) систематичность — содержание анализируемого материала должно быть упорядочено и интегрировано в категориях; 3) измеримость — возможность подсчета частоты встречаемости значимых элементов [25, с. 68].

На протяжении XX — начала XXI в. при проведении контент-анализа для оценки спроса на навыки и компетенции в качестве объекта анализа использовались тексты объявлений о вакансиях в газетах и журналах. В 2009 г. L. Dörfler и H. G. van de Werfhorst использовали в своем исследовании три газеты в трех разных промежутках времени (1985, 1990 и 2005 гг.). Авторы выделяют следующие преимущества данного метода: во-первых, освещаются основные потребности работодателей (спрос на рынке труда); во-вторых, анализ объявлений о вакансиях позволяет отслеживать данные в динамике без ограничений, что является преимуществом по сравнению с методом опросов; в-третьих, отсутствует проблема «нет ответа» или «затрудняюсь ответить», часто присутствующий в исследованиях, основанных на методе опросов [8]. Однако отмечаются и недостатки, во-первых, представлены не все вакансии, а лишь требующие более высокой квалификации; во-вторых, возникает вопрос, действительно ли навыки, перечисленные в объявлениях, требуются работодателям или вместо этого служат их рекламой [8].

В настоящее время для оценки спроса на навыки и компетенции на рынке труда активное распространение

получили методы машинного обучения и искусственного интеллекта. Эти методы позволяют автоматически анализировать большие объемы данных и выявлять тенденции и закономерности в изменении спроса. Преимущество такого метода заключается в том, что он является более гибким за счет получения подробных сведений о требованиях к навыкам и компетенциям. Порталы онлайн-объявлений о вакансиях регулярно обновляются и привлекают все больше компаний для размещения вакансий, что создает огромные объемы информации, которые можно извлечь, структурировать и проанализировать.

Так, базой для оценки спроса на навыки здесь является информация с онлайн-порталов, на которых размещаются объявления о вакансиях. Информация из вакансий собирается с помощью таких методов, как *scraping* и *parsing*. А. А. Терников и Е. А. Александрова выявили, что «основные методы обработки такой информации базируются на техниках обработки естественного языка (англ. *natural language processing*), частности, на анализе меры *TF-IDF* (англ. *Term Frequency — Inverse Document Frequency*) и *n*-грамм (последовательности из *n* элементов), а также использовании алгоритмов классификации и кластеризации» [9, с. 66].

Векторизация текста может осуществляться методами: *TF-IDF*, *BoW* (*Bag-of-Words* — «Мешок слов»), *BERT* (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers* — «Двунаправленные кодирующие представления на основе трансформеров»), *Word2Vec*, *GloVe* (*Global Vectors for Word Representation* — «Глобальные векторы для представления слов») и др.

Наиболее часто при анализе текстов вакансий в исследованиях используется метод *TF-IDF*, на основании которого происходит ранжирование слов/терминов относительно их важности (веса) в вакансии [формулы (1)—(3)]. Таким образом, данный метод позволяет преобразовать текст в числовые векторы.

$$TF_{t,v} = f_{t,v} / \max\{f_{t,v} : t' \in v\}, \quad (1)$$

где *TF* — частота слова/термина *t* в вакансии *v*; *t* — слово/термин; *v* — вакансия; $f_{t,v}$ — количество упоминаний слова/термина *t* в вакансии *v*; $\max\{f_{t,v} : t' \in v\}$ — общее число слов/терминов в вакансии.

$$IDF_{t,v} = \log(V / \{v \in V : V \in v\}), \quad (2)$$

где *IDF* — обратная частота вакансии; *V* — общее число вакансий; $\{v \in V : V \in v\}$ — число вакансий, в которых упоминается слово/термин.

$$TF-IDF = TF_{t,v} \times IDF_{t,v} \quad (3)$$

Когда частота определенного слова/термина в вакансии высока, а количество вакансий, содержащих это слово/термин, мало, значение взвешивания *TF-IDF* возрастает [26].

Для кластеризации применяются следующие алгоритмы: *K-Means* (метод *K*-средних), *DBSCAN* (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise* — «Плотностная пространственная кластеризация с выбросами»), *LSA* (*Latent Semantic Analysis* — «Латентный семантический анализ»), *LDA* (*Latent Dirichlet allocation* — «Латентное размещение Дирихле») и др.

«Наиболее широко применимым подходом к кластерному анализу является метод *K*-средних. Этот алгоритм

выполняет случайную инициализацию центров кластеров и определяет ближайшие вектора данных к центру каждого кластера» [27] [формулы (4)—(5)].

$$W(C) = \sum_{i=1}^n \sum_{v \in C_i} \min \|v - m_i\|^2, \quad (4)$$

где *W(C)* — общая внутрикластерная вариация; *n* — число кластеров; *i* — номер кластера; *C_i* — *i*-й кластер; *m_i* — центр *i*-го кластера [формула (5)].

$$m_i^{i+1} = \frac{1}{|C_i|} \sum_{v \in C_i} v. \quad (5)$$

Таким образом, с помощью определенного алгоритма создается база данных, включающая перечень навыков и компетенций с частотой их упоминания в вакансиях, их взаимосвязи, и другие параметры вакансий (опыт, город, компания и т. д.). После чего эти данные могут использоваться для построения сетевых графов, выделения кластеров. Если же разбить навыки по категориям, то можно построить логит- и пробит-модели; смоделировать расширенные версии модели Дж. Минцера [28], например, где зависимой переменной будет выступать логарифм заработной платы, а объясняющими — требуемый опыт работы, уровень образования, отрасль и выделенные категории навыков, что позволит оценить вклад различных категорий навыков в величину заработной платы.

А. Joshi с соавторами в 2019 г. произвели контент-анализ размещенных на *Indeed.com* объявлений о вакансиях, связанных с информатикой здравоохранения. «Результаты исследования легли в основу разработки магистерской программы по информатике в области здравоохранения в Высшей школе общественного здравоохранения и политики в области здравоохранения государственного университета в Нью-Йорке (*CUNY Graduate School of Public Health & Health Policy*)» [29]. Так, спроектированная программа включает специальные практикумы / семинары, в рамках которых студенты работают над информационными проектами, приобретая следующие навыки, выявленные как наиболее важные в проведенном анализе: *MS SQL*, *Python*, *Excel*, *Tableau*, *API*, *HTML* и др.

Резюмируя, можно выделить три основных метода определения спроса на навыки (см. табл.): 1) прямой объективный метод: анализ рабочего профиля профессии; 2) прямой субъективный метод: опросы и анкетирование; 3) прямой субъективный метод: контент-анализ объявлений о вакансиях.

JA чаще всего используется для анализа должностей конкретной компании, принимая во внимание в большей мере технические навыки, чем мягкие. Опросы позволяют сравнивать мнения различных сторон рынка труда о требуемых навыках, позволяя также оценивать разрыв в спросе и предложении навыков. Контент-анализ объявлений о вакансиях обеспечивает быструю оценку актуального спроса на рынке труда и появляющихся трендов.

Рассмотренные методы анализа имеют свои преимущества и недостатки. Анализ рабочего профиля профессии, основанный на системном подходе, является более объективным, но требует значительных временных и трудовых затрат, а также может быть ограниченным для прогнозирования будущих навыков, имея ориентацию скорее на прошлое или текущее состояние спроса на навыки под конкретную позицию в организации. Проведение опросов и анкетирования

является более гибким методом и позволяет оценить мнения различных сторон, однако результаты являются более субъективными, в частности из-за структуры самих вопросов, репрезентативности выборки опрашиваемых и др. Контент-анализ объявлений о вакансиях позволяет в короткий срок проанализировать большой объем данных и выявлять востребованные навыки и компетенции, отражая актуаль-

ные требования работодателей на рынке труда. «Несмотря на удобство анализа онлайн-объявлений, их обычно размещают HR-менеджеры, исходя из чего они могут содержать неполную информацию о трудовых функциях, которые осуществляются в рамках описанной роли, а также о наиболее важных навыках, требуемых от соискателя непосредственным начальником» [3].

Систематизация методов оценки спроса на навыки и компетенции

Вид оценки	Метод оценки спроса на навыки и компетенции		Начало широкомасштабного развития
Прямой объективный	Анализ рабочего профиля профессии	Конкретной компании, каждой операции / трудовой функции	В конце XIX — начале XX в.
		Согласно <i>O*NET</i> , <i>ESCO</i> , <i>ISCO</i>	Появление <i>DOT</i> в 1930-х гг., а далее с 1998 г.
Прямой субъективный	Опросы и анкетирование	Работодателей	В 1960—1970-х гг.
		HR-менеджеров	
		Работников	
		Недавних выпускников	
Контент-анализ объявлений о вакансиях		Из газет/журналов	В начале 1950-х — 1960-х гг.
		С сайтов онлайн-объявлений	В начале XXI в.

Следует отметить, что в настоящее время все эти методы востребованы и применяются в зависимости от целей оценки и наличия временных, денежных и трудовых ресурсов. Кроме того, часть исследователей объединяет данные методы, чтобы получить более правдивые результаты и сделать корректные выводы.

Заключение

Технологический прогресс и стремительное развитие инноваций приводят к трансформациям бизнес-процессов и бизнес-моделей предприятий. В данных условиях происходит трансформация рынка труда: возникает спрос на новые профессии, изменяется спрос на требуемые навыки и компетенции. В данном исследовании было проанализировано развитие методов оценки спроса на навыки и компетенции на рынке труда. Были выделены основные научные методы оценки: 1) прямой объективный метод: анализ рабочего профиля профессии; 2) прямой субъективный метод: опросы и анкетирования; 3) прямой субъективный метод: контент-анализ объявлений о вакансиях. Метод анализа рабочего профиля профессии получил свое развитие в

конце XIX — начале XX в. и был связан с именем Ф. Тейлора. Методы опроса и анкетирования получили широкое распространение в 1960—1970-х гг. А широкое применение метода контент-анализа произошло в начале 1950-х — 1960-х гг. и связано с именами Г. Лассуэл и Ж. Кайзер. А уже в начале XXI в. применение контент-анализ стало массовым из-за развития методов машинного обучения и искусственного интеллекта.

Одной из главных целей университетов является обучение и обеспечение студентов компетенциями и навыками в соответствии с требованиями современного рынка труда. Поэтому учебным заведениям необходимо принимать меры по сокращению разрыва в навыках студентов через создание и регулярное обновление образовательных программ высшего образования, которые бы отвечали запросам рынка труда. Таким образом, дальнейшим направлением исследований является применение выделенных методов для оценки спроса на навыки и компетенции по специальностям/профессиям, подготавливаемым в рамках магистерских программ, с целью их корректировки под запросы работодателей и рынка труда в целом.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Родионов Д. Г., Конников Е. А., Грачева А. А. Анализ системного влияния динамики развития информационных технологий на трансформацию рынка труда // Вестник ВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии. 2020. № 4. С. 64—80.
2. Anisimova M., Rudskaya I., Skhvediani A., Arteeva V. Competencies for Digital Economy: Economic Engineer for Transport Industry // Digital Transformation on Manufacturing, Infrastructure & Service (DTMIS 2022) / eds. I. Ilin, M. Mateeva Petrova, T. Kudryavtseva. Cham : Springer, 2022. Pp. 431—441. DOI: 10.1007/978-3-031-32719-3_33.
3. Артеева В. С., Схведиани А. Е. Методы оценки соответствия компетенций и навыков выпускников требованиям рынка труда // Бизнес. Образование. Право. 2022. № 4(61). С. 188—193. DOI: 10.25683/VOLBI.2022.61.500.
4. Singh P. Job analysis for a changing workplace // Human resource management review. 2008. Vol. 18. Iss. 2. Pp. 87—99. DOI: 10.1016/J.HRMR.2008.03.004.
5. Aasheim C. L., Williams S., Butler E. S. Knowledge and skill requirements for IT graduates // Journal of Computer Information Systems. 2009. Vol. 49. Iss. 3. Pp. 48—53. DOI: 10.1080/08874417.2009.11645323.
6. Coady P., Byrne S., Casey J. Positioning of emotional intelligence skills within the overall skillset of practice-based accountants: employer and graduate requirements // Accounting Education. 2018. Vol. 27. Iss. 1. Pp. 94—120. DOI: 10.1080/09639284.2017.1384741.
7. Rosenberg S., Heimler R., Morote E.-S. Basic employability skills: A triangular design approach // Education + Training. 2012. Vol. 54. Iss. 1. Pp. 7—20. DOI: 10.1108/00400911211198869.
8. Dörfler L., Van de Werfhorst H. G. Employers' demand for qualifications and skills: Increased merit selection in Austria, 1985–2005 // European Societies. 2009. Vol. 11. Iss. 5. Pp. 697—721.

9. Терников А. А., Александрова Е. А. Спрос на навыки на рынке труда в сфере информационных технологий // Бизнес-информатика. 2020. № 2. С. 64—83.
10. McGuinness S., Pouliakas K., Redmond P. Skills mismatch: Concepts, measurement and policy approaches // Journal of Economic Surveys. 2018. Vol. 32. Iss. 4. Pp. 985—1015. DOI: 10.1111/joes.12254.
11. Мальцева В. А. Концепция skill mismatch и проблема оценки несоответствия когнитивных навыков в междустрановых исследованиях // Вопросы образования. 2019. № 3. С. 43—76.
12. Hartog J. Over-education and earnings: where are we, where should we go? // Economics of Education Review. 2000. Vol. 19. Iss. 2. Pp. 131—147. DOI: 10.1016/S0272-7757(99)00050-3.
13. Groot W., van den Brink H. M. Overeducation in the labor market: a meta-analysis // Economics of Education Review. 2000. Vol. 19. Iss. 2. Pp. 149—158. DOI: 10.1016/S0272-7757(99)00057-6.
14. Sanchez J. I., Levine E. L. What is (or should be) the difference between competency modeling and traditional job analysis? // Human Resource Management Review. 2009. Vol. 19. Iss. 2. Pp. 53—63. DOI: 10.1016/j.hrmr.2008.10.002.
15. Cimini C., Romero D., Pinto R., Cavalieri S. Task Classification Framework and Job-Task Analysis Method for Understanding the Impact of Smart and Digital Technologies on the Operators 4.0 Job Profiles // Sustainability. 2023. Vol. 15. Iss. 5. Art. 3899. DOI: 10.3390/su15053899.
16. McGill M. M. Defining the expectation gap: a comparison of industry needs and existing game development curriculum // FDG '09 : Proceedings of the 4th International Conference on Foundations of Digital Games. New York, NY : Association for Computing Machinery, 2009. Pp. 129—136. DOI: 10.1145/1536513.1536542.
17. Jenkins A. Companies use of psychometric testing and the changing demand for skills: A review of the literature. Centre for the Economics of Education, London School of Economics and Political Science, 2001. 62 p.
18. Mayhew K., Keep E. The assessment: knowledge, skills, and competitiveness // Oxford review of economic policy. 1999. Vol. 15. Iss. 1. Pp. 1—15.
19. Green A. Core skills, key skills and general culture: in search of the common foundation in vocational education // Evaluation & Research in Education. 1998. Vol. 12. Iss. 1. Pp. 23—43.
20. Payne J. The unbearable lightness of skill: the changing meaning of skill in UK policy discourses and some implications for education and training // Journal of Education Policy. 2000. Vol. 15. Iss. 3. Pp. 353—369. DOI: 10.1080/02680930050030473.
21. Dench S., Perryman S., Giles L. Employers' Perceptions of Key Skills. Grantham Book Services, 1998. 130 p.
22. Cummings J., Janicki T. Survey of technology and skills in demand: 2020 update // Journal of Information Systems Education. 2021. Vol. 32. Iss. 2. Pp. 150—159.
23. Пашинян И. А. Контент-анализ как метод исследования: достоинства и ограничения // Научная периодика: проблемы и решения. 2012. № 3. С. 13—18.
24. Krippendorff K. Content analysis. An Introduction to its Methodology, Beverly Hills : Sage, 1980. 191 p.
25. Кириков А. Р. Качественный контент-анализ как метод исследования // Культура, личность, общество в современном мире: методология, опыт эмпирического исследования : XXI Междунар. конф. памяти проф. Л. Н. Когана. Екатеринбург : УрФУ, 2018. С. 67—74.
26. Al-Obaydy W. N. I., Hashim H. A., Najm Y. A. K., Jalal A. A. Document classification using term frequency-inverse document frequency and K-means clustering // Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science. 2022. Vol. 27. Iss. 3. Pp. 1517—1524. DOI: 10.11591/ijeecs.v27.i3.pp1517-1524.
27. Соколов П. В., Каруна Е. Н. Сравнительный анализ методов кластеризации текстовой информации // SCM-2021 : XXIV Междунар. конф. по мягким вычислениям и измерениям : сб. докл. СПб. : СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2021. С. 155—158.
28. The demand for AI skills in the labor market / L. Alekseeva, J. Azar, M. Giné et al. // Labour economics. 2021. Vol. 71. Art. 102002. DOI: 10.1016/j.labeco.2021.102002.
29. Joshi A., Bruce I., Amadi C., Amatya J. Developing Evidence-based Population Health Informatics curriculum: Integrating competency based model and job analysis // Online Journal of Public Health Informatics. 2021. Vol. 13. Iss. 1. Art. e10. DOI: 10.5210/ojphi.v13i1.11517.

REFERENCES

1. Rodionov D. G., Konnikov E. A., Gracheva A. A. Analysis of the systemic influence of the dynamics of information technology development on the transformation of the labor market. *Vestnik VGU. Seriya: Sistemnyi analiz i informatsionnye tekhnologii = Vestnik VSU. Series: System Analysis and Information Technology*. 2020;4:64—80. (In Russ.)
2. Anisimova M., Rudskaya I., Skhvediani A., Arteeva V. Competencies for Digital Economy: Economic Engineer for Transport Industry. *Digital Transformation on Manufacturing, Infrastructure & Service (DTMIS 2022)*. I. Ilin, M. Mateeva Petrova, T. Kudryavtseva (eds.). Cham, Springer, 2022:431—441. DOI: 10.1007/978-3-031-32719-3_33.
3. Arteeva V. S., Skhvediani A. E. Methods for assessing the compliance of graduates' competences and skills with labour market requirements. *Biznes. Obrazovanie. Pravo = Business. Education. Law*. 2022;4(61):188—193. DOI: 10.25683/VOLBI.2022.61.500.
4. Singh P. Job analysis for a changing workplace. *Human resource management review*. 2008;18(2):87—99. DOI: 10.1016/J.HRM.2008.03.004.
5. Aasheim C. L., Williams S., Butler E. S. Knowledge and skill requirements for IT graduates. *Journal of Computer Information Systems*. 2009;49(3):48—53. DOI: 10.1080/08874417.2009.11645323.
6. Coady P., Byrne S., Casey J. Positioning of emotional intelligence skills within the overall skillset of practice-based accountants: employer and graduate requirements. *Accounting Education*. 2018;27(1):94—120. DOI: 10.1080/09639284.2017.1384741.
7. Rosenberg S., Heimler R., Morote E.-S. Basic employability skills: A triangular design approach. *Education + Training*. 2012;54(1):7—20. DOI: 10.1108/00400911211198869.
8. Dörfler L., Van de Werfhorst H. G. Employers' demand for qualifications and skills: Increased merit selection in Austria, 1985–2005. *European Societies*. 2009;11(5):697—721.
9. Ternikov A.A., Aleksandrova E.A. Demand for skills in the labor market in the field of information technology. *Biznes-informatika = Business Informatics*. 2020;2:64—83. (In Russ.)

10. McGuinness S., Pouliakas K., Redmond P. Skills mismatch: Concepts, measurement and policy approaches. *Journal of Economic Surveys*. 2018;32(4):985—1015. DOI: 10.1111/joes.12254.
11. Mal'tseva V. A. The concept of skill mismatch and the problem of assessing the mismatch of cognitive skills in cross-country studies. *Voprosy obrazovaniya*. 2019;3:43—76. (In Russ.)
12. Hartog J. Over-education and earnings: where are we, where should we go?. *Economics of Education Review*. 2000;19(2):131—147. DOI: 10.1016/S0272-7757(99)00050-3.
13. Groot W., van den Brink H. M. Overeducation in the labor market: a meta-analysis. *Economics of Education Review*. 2000;19(2):149—158. DOI: 10.1016/S0272-7757(99)00057-6.
14. Sanchez J. I., Levine E. L. What is (or should be) the difference between competency modeling and traditional job analysis?. *Human Resource Management Review*. 2009;19(2):53—63. DOI: 10.1016/j.hrmmr.2008.10.002.
15. Cimini C., Romero D., Pinto R., Cavalieri S. Task Classification Framework and Job-Task Analysis Method for Understanding the Impact of Smart and Digital Technologies on the Operators 4.0 Job Profiles. *Sustainability*. 2023;15(5):3899. DOI: 10.3390/su15053899.
16. McGill M. M. Defining the expectation gap: a comparison of industry needs and existing game development curriculum. *FDG '09. Proceedings of the 4th International Conference on Foundations of Digital Games*. New York, NY, Association for Computing Machinery, 2009:129—136. DOI: 10.1145/1536513.1536542.
17. Jenkins A. Companies use of psychometric testing and the changing demand for skills: A review of the literature. Centre for the Economics of Education, London School of Economics and Political Science, 2001. 62 p.
18. Mayhew K., Keep E. The assessment: knowledge, skills, and competitiveness. *Oxford review of economic policy*. 1999;15(1):1—15.
19. Green A. Core skills, key skills and general culture: in search of the common foundation in vocational education. *Evaluation & Research in Education*. 1998;12(1):23—43.
20. Payne J. The unbearable lightness of skill: the changing meaning of skill in UK policy discourses and some implications for education and training. *Journal of Education Policy*. 2000;15(3):353—369. DOI: 10.1080/02680930050030473.
21. Dench S., Perryman S., Giles L. Employers' Perceptions of Key Skills. Grantham Book Services, 1998. 130 p.
22. Cummings J., Janicki T. Survey of technology and skills in demand: 2020 update. *Journal of Information Systems Education*. 2021;32(2):150—159.
23. Pashinyan I. A. Content analysis as a research method: advantages and limitations. *Nauchnaya periodika: problemy i resheniya = Scientific periodicals: problems and solutions*. 2012;3:13—18. (In Russ.)
24. Krippendorff K. Content analysis. An Introduction to its Methodology, Beverly Hills, Sage, 1980. 191 p.
25. Kirpikov A. R. Qualitative content analysis as a research method. *Kul'tura, lichnost', obshchestvo v sovremennoy mire: metodologiya, opyt empiricheskogo issledovaniya = Culture, personality, society in the modern world: methodology, experience of empirical research. XXI International conference in memory of Professor L. N. Kogan*. Ekaterinburg, Ural Federal University publ., 2018:67—74. (In Russ.)
26. Al-Obaydy W. N. I., Hashim H. A., Najm Y. A. K., Jalal A. A. Document classification using term frequency-inverse document frequency and K-means clustering. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*. 2022;27(3):1517—1524. DOI: 10.11591/ijeecs.v27.i3.pp1517-1524.
27. Sokolov P. V., Karuna E. N. Comparative analysis of clustering methods of textual information. *SCM-2021. XXIV International conference on soft computing and measurements. Collection of reports*. Saint Petersburg, Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI" publ., 2021:155—158. (In Russ.)
28. Alekseeva L., Azar J., Giné M. et al. The demand for AI skills in the labor market. *Labour economics*. 2021;71:102002. DOI: 10.1016/j.labeco.2021.102002.
29. Joshi A., Bruce I., Amadi C., Amatya J. Developing Evidence-based Population Health Informatics curriculum: Integrating competency based model and job analysis. *Online Journal of Public Health Informatics*. 2021;13(1):e10. DOI: 10.5210/ojphi.v13i1.11517.

Статья поступила в редакцию 11.07.2023; одобрена после рецензирования 23.07.2023; принята к публикации 30.07.2023.
The article was submitted 11.07.2023; approved after reviewing 23.07.2023; accepted for publication 30.07.2023.

Научная статья

УДК 332.05

DOI: 10.25683/VOLBI.2023.64.766

Natalya Vasilievna Krivenko

Doctor of Economics, Leading Researcher,
Institute of Economics of the Ural Branch
of the Russian Academy of Sciences
Ekaterinburg, Russian Federation
nvkrivenko@yandex.ru

Наталья Васильевна Кривенко

д-р экон. наук, ведущий научный сотрудник,
Институт экономики
Уральского отделения РАН
Екатеринбург, Российская Федерация
nvkrivenko@yandex.ru

ПРИОРИТЕТЫ РАЗВИТИЯ ЗДРАВООХРАНЕНИЯ ДЛЯ ОБЕСПЕЧЕНИЯ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ БЕЗОПАСНОСТИ НА УРОВНЕ СТРАНЫ И РЕГИОНОВ

5.2.3 — Региональная и отраслевая экономика

Аннотация. В статье рассмотрены показатели здоровья населения страны, выявлены отставания на международном уровне. Проанализировано достижение показателей

национальных проектов «Демография» и «Здравоохранение». Отмечаются высокие показатели смертности в России по сравнению с развитыми странами, в т. ч. коэффициент