

Научная статья
УДК 65.01:07
doi: 10.17586/2713-1874-2023-2-82-91

АВТОМАТИЗАЦИЯ СРАВНИТЕЛЬНОГО АНАЛИЗА КОМПЕТЕНЦИЙ СПЕЦИАЛИСТОВ В УПРАВЛЕНИИ ПЕРСОНАЛОМ

Екатерина Алексеевна Машина^{1✉}, Игорь Александрович Бессмертный²

^{1,2}Университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия

¹mashina.katherina@niuitmo.ru✉, <https://orcid.org/0000-0002-3302-520X>

²bessmertny@itmo.ru, <https://orcid.org/0000-0001-6711-6399>

Язык статьи – русский

Аннотация: Статья посвящена обсуждению путей создания средств сравнительного анализа профессиональных компетенций специалистов с целью автоматизации процессов рекрутинга современного предприятия, которые предполагается разрабатывать на основе методов анализа семантической близости порождаемых текстов, базирующихся на технологиях обработки естественного языка. В работе описывается необходимость создания решений, предназначенных для сравнительной оценки профессиональных компетенций работника при построении унифицированной системы управления рекрутингом, охватывающей всех заинтересованных участников рынка труда, а также обосновывается возможность использования коллекций текстов, созданных специалистом, для сравнительного анализа его возможностей.

Научная новизна работы заключается в описании процедур агрегации сводных коллекций порождаемых текстов, характеризующих компетенции специалиста, которые основаны на предложенной автором классификации. Представленные материалы имеют практическую значимость для создания автоматизированных средств поддержки принятия решений hr-подразделениями компаний в части реализации процедур объективных оценок компетенций соискателей рабочих мест.

Ключевые слова: векторная модель текста, инновационное предприятие, компетенции, производственный документ, рекрутинг, репозиторий объектов, средства обработки естественного языка, сторителлинг

Ссылка для цитирования: Машина Е.А., Бессмертный И.А. Автоматизация сравнительного анализа компетенций специалистов в управлении персоналом // Экономика. Право. Инновации. 2023. № 2. С. 82–91. <http://dx.doi.org/10.17586/2713-1874-2023-2-82-91>.

AUTOMATION OF COMPARATIVE ANALYSIS OF THE COMPETENCIES OF SPECIALISTS IN PERSONNEL MANAGEMENT

Ekaterina A. Mashina^{1✉}, Igor A. Bessmertny²

^{1,2}ITMO University, Saint Petersburg, Russia

¹mashina.katherina@niuitmo.ru✉, <https://orcid.org/0000-0002-3302-520X>

²bessmertny@itmo.ru, <https://orcid.org/0000-0001-6711-6399>

Article in Russian

Abstract: The article is devoted to the discussion of ways to create tools for comparative analysis of the professional competencies of specialists to automate the recruitment processes of a modern enterprise, which are supposed to be developed based on methods for analyzing the semantic proximity of generated texts based on natural language processing technologies. The paper describes the need to create solutions designed for a comparative assessment of the professional competencies of an employee when building a unified recruitment management system covering all interested participants in the labor market and substantiates the possibility of using collections of texts created by a specialist for a comparative analysis of his capabilities.

The scientific novelty of the work lies in the description of the aggregation procedures of consolidated collections of generated texts characterizing the competence of a specialist, which are based on the classification proposed by the author. The presented materials are of practical importance for the creation of automated decision support tools by HR departments of companies in terms of implementing procedures for objective assessments of the competencies of job seekers.

Keywords: competencies, innovative enterprise, natural language processing tools, object repository, production document, recruiting, storytelling, vector text model

For citation: Mashina E.A., Bessmertny I.A. Automation of Comparative Analysis of the Competencies of Specialists in Personnel Management. *Ekonomika. Pravo. Innovacii*. 2023. No. 2. pp. 82–91. (In Russ.). <http://dx.doi.org/10.17586/2713-1874-2023-2-82-91>.

Введение. На сегодняшний день одним из основных конкурентных преимуществ любого предприятия является его способность к созданию инновационных продуктов. Это влечет за собой стремление компаний к постоянной модернизации и усложнению производственных процессов, что в свою очередь создает необходимость привлечения все новых высококвалифицированных специалистов. В этой связи одними из основных структурных подразделений организации становятся отделы, занимающиеся планомерным подбором высококвалифицированных кадров. Однако несмотря на постоянно растущие расходы на найм квалифицированных специалистов, существующие технологии рекрутинга, основой которых в большинстве случаев являются личные собеседования и сетки тестовых заданий, реализуют далеко не самые оптимальные методы отбора [1].

Неэффективность рекрутинга часто усугубляется и тем, что на перспективные вакансии подается в среднем по несколько сотен резюме, что не только не дает возможности проведения собеседований со всеми кандидатами, но и не позволяет hr-специалистам осуществлять адекватный предварительный отбор наиболее подходящих кандидатов для прохождения собеседований. В результате детально подготовительному анализу подчас подвергаются не более 5% поданных пакетов документов [2], что серьезно снижает эффективность дальнейшего выбора.

Существующие сегодня способы предварительной оценки соискателя, основанные на анализе его резюме или цифрового следа, не позволяют в полной мере оценить его профессиональный потенциал, поскольку они ориентированы на обработку достаточно ограниченного среза данных. Поэтому востребованным представляется разработка механизмов автоматизированной предварительной оценки возможностей специалиста на основе информации, содержа-

щейся в созданных им профессиональных текстах [3].

Целью настоящего исследования является обоснование подходов к созданию коллекций текстов и разработка конкретных процедур, позволяющих осуществить оценку компетенций создавших их авторов с целью поддержки принятия решений о соответствии кандидата на вакансию его будущему рабочему месту.

Основная часть.

Развитие подходов к компетентностному описанию профессиональных возможностей специалиста. Одним из первых на необходимость проведения оценки профессиональных возможностей специалиста не по объему полученных им знаний, а по умению их применять на практике, обратил внимание Р. Тайлер [4]. Позднее Р. Уайтом [5] было введено понятие компетентности, определенное как эффективное взаимодействие работника с окружающей средой с использованием присущих ему когнитивных и мотивационных качеств, на основании чего в США начали разрабатывать наборы компетентностных тестов, предназначенных для предсказания эффективности практической деятельности специалиста после окончания его образовательной подготовки [4]. Итогом обобщения полученных результатов стало разделение мета-компетенций работника на три основные группы: когнитивные, функциональные и социальные компетенции [6, 7].

Следующим шагом развития компетентностного подхода стало Европейское исследование навыков и рабочих мест, осуществленное в 2017–2018 годах. Результатом проведенных работ явилась классификация умений, компетенций и профессий ESCO (European Skills, Competences, Qualifications and Occupations) [8]. Содержащаяся в ESCO информация постоянно обновляется и активно используется всеми заинтересованными сторонами для единообразного понимания на-

выков соискателя и требований рабочих мест.

Для более детального описания компетенций в узких профессиональных областях создано значительное количество специализированных реестров компетенций, среди которых можно выделить международный проект компьютерной сертификации (The International Computer Driving Licence, ICDL), осуществляющий процедуры удостоверения практических навыков специалистов в области компьютерных технологий.

Отечественная школа исследований применения компетентностного подхода к описанию возможностей трудящихся складывалась, в том числе, на основе работ Тарасова В., создавшего структурированные методики описания практических деловых качеств работников [9]. Дальнейшие исследования типологии и конкретного смыслового наполнения компетенций были продолжены целым рядом других исследователей, среди которых следует отметить работы Зимней И.А. [10], разделившей весь объем компетенций специалиста на три основные группы: личностно-когнитивные, коммуникативные и функциональные), Карташевой Л.В. [11], расширившей типизацию компетенций группой понятий, описывающих адаптационную способность специалиста выбирать наиболее подходящий для внешних условий способ поведения), Долматовой Т.Н. [12], предложившей механизм учета изменчивости содержания конкретных компетенций в зависимости от хода научно-технического прогресса.

Однако несмотря на накопленный мировой опыт практического использования компетентностного подхода для построения единообразных оценок практических умений специалистов, в отечественных проектах переход к полномасштабному использованию унифицированного компетентностного подхода для определения потенциала работников на сегодняшний день еще не доступен. Основные трудности связаны с отсутствием как общей концептуальной ясности в определении путей создания реестров универсальных компетентностей на государственном уровне, так и конкретных единообразных инструментов их измерения [13]. Это привело к тому, что понятия универсальных

компетенций, включенные в федеральные государственные образовательные стандарты высшего образования (ФГОС ВО 3++), в значительной части формулировок недостаточно конкретны и не приведены к единообразным процедурам описания и оценки [14].

Следует отметить, что большая часть отечественных исследовательских разработок методов оценок компетенций специалистов относится к сфере образования [15]. Поэтому основная часть создаваемых средств автоматизированной фиксации компетенций специалистов, основанная на применении средств искусственного интеллекта, оказывается ориентированной исключительно на оценку образовательных компетенций работников [16] и практически полностью игнорирует наличие у специалиста компетенций, появляющихся вследствие его трудовой деятельности. Однако динамичные инновационные предприятия, работающие в только формирующихся областях знаний и технологий, при оценке профессиональных возможностей кандидатов на вакансии проявляют повышенный интерес именно к оценке практических навыков специалистов, самостоятельно полученных ими путем участия в новаторских разработках.

Оценка компетенций специалиста на основе сравнительного семантического анализа порожденных им текстов. Процедура проведения детальных собеседований, направленных на определение набора компетенций, имеющихся у кандидата на вакансию, требует больших временных затрат как специалистов hr-отделов, так и профильных подразделений компании. Поэтому при большом количестве подаваемых резюме обычно проводится раунд прелиминарных оценок кандидатов с целью предварительного отбора наиболее подходящих кандидатур для последующих собеседований, на котором по ряду формальных признаков исключаются наименее подходящие кандидаты. При этом наиболее простым образом определяются компетенции соискателя, полученные в ходе образовательных процедур, проверка сформированности которых осуществляется на качественном уровне педагогической оценкой и подтверждается соответствующими квалификационными документами.

Очевидно, что при наличии у работника значительного профессионального опыта у него появляется набор компетенций, не связанных с образовательными процедурами, и их часто невозможно подтвердить квалификационными документами. Но именно эта часть его профессионального потенциала оказывается наиболее ценна для работодателя. Для сравнительного анализа наборов подобных компетенций квалифицированных

работников предлагается использовать подход, основанный на концепции текстовой компетенции, разработанной в трудах Хомского Н. [17] и Болотновой Н.С. [18], выражающейся в возможности создания специализированных текстов на основе практического осмысления профессиональной информации [19]. При этом компетенции специалиста будут проявляться в порождаемых им текстах [20] (см. рисунок 1).



Рисунок 1 – Структура использования практических компетенций для генерации нового знания, фиксирующегося в порождаемых документах [20]

В связи с этим подход, предлагаемый для решения задачи сравнительной оценки компетенций специалиста, может основываться на предположении о том, что и компетенции квалифицированного работника, и требования, предъявляемые к нему работодателем, могут быть предельно точно описаны в соответствующих наборах текстов, на основании сравнительного анализа которых можно сделать вывод о профессиональном соответствии специалиста его будущему рабочему месту.

Методологической основой проведения подобного сопоставления является понимание того, что тексты, созданные на естественных языках, характеризуются различной (но определенной) встречаемостью в них конкретных слов. Более частое, чем обычно, использование в тексте слов (или некоторых их групп) может свидетельствовать об их важности для конкретного текста или группы текстов. При этом тексты, характеризующиеся наиболее близким частотным соотношением слов, могут считаться и наиболее близкими по их семантическому наполнению.

На сегодняшний день для проведения подобного анализа разработано большое количество производительных решений, ос-

новывающихся на сравнении векторных представлений текстов (Vector Space Model, VSM), позволяющих отобразить подвергаемые анализу тексты в виде векторов, соответствующих словам, входящим в состав текстов.

Простейшим способом создания векторной модели анализируемого текста является «one-hot»-представление. Оно основано на исходной реализации принципа «мешка слов» («Bag-of-words»), предполагающего представление отдельного слова в виде вектора размерности, равной размеру словаря, и генерирующего сильно разреженное представление текста, что является примером неэффективного векторного отображения текста.

С целью повышения производительности векторного представления уменьшается размерность создаваемой модели, основанное на учете вероятностей совместного использования групп слов в едином контексте и получаемое при помощи самообучаемой нейронной сети на основании заданных корпусов текстов [21].

На этих принципах основаны модели Word2Vec [22] и GloVe [23], предполагающие учет контекстных связей между словами внутри текста, осуществляемый путем пред-

обучения модели, и отображение целого документа в числовой вектор на основе словаря, самостоятельно генерируемого нейросетью с учетом выявленного контекстного подобию слов. Дальнейшим развитием решений по созданию производительных векторных представлений для осуществления семантического анализа текстов и их групп стала языковая модель BERT, основанная на архитектуре трансформер [24], позволяющая учитывать контекстные связи на уровне целых предложений.

С использованием подобных языковых моделей процесс определения степени подобию коллекций текстов будет состоять из следующих шагов: проведение предварительного обучения языковой модели на проблемно-ориентированном корпусе текстов [25], вычисление с помощью обученной модели векторного представления сравниваемых коллекций текстов, определение степени их подобию с использованием косинусной меры смысловой близости коллекций $sim(c_1, c_2)$:

$$sim(c_1, c_2) = \frac{c_1 \cdot c_2}{\|c_1\| \|c_2\|}$$

где c_1 и c_2 представляют собой векторные отображения сравниваемых коллекций текстов, полученные с использованием предобученной модели языка.

К настоящему времени уже выполнен ряд практических работ [13, 26], продемонстрировавших возможности использования подходов, основанных на методах обработки естественных языков, для осуществления работ по сравнительному анализу следов проявления компетенций специалистов.

Однако следует иметь в виду, что практическое использование hr-подразделениями компаний описанных выше методов семантического анализа текстов для выявления предметных компетенций авторов сдерживается трудностями агрегирования коллекций текстов необходимого объема, обеспечивающего получение релевантного результата.

Поскольку информация, содержащаяся в традиционном пакете документов, предоставляемом соискателем вакансии (резюме, CV, рекомендации, квалификационные свидетельства, сертификаты, дипломы и т. п.),

не позволяет без привлечения дополнительных сведений собрать достаточную для семантического анализа коллекцию текстов, а поиск специалистами hr-подразделений необходимой информации по каждому из кандидатов неизбежно ведет к резкому повышению трудоемкости сравнительных процедур, требуется создание специализированных методов формирования таких коллекций, ориентированных на привлечение соискателя к их самостоятельному формированию.

В связи с этим авторами настоящего исследования были проведены работы по созданию типовых методик составления сводных коллекций порождаемых текстов, дополнительно предоставляемых соискателем вакансии в hr-подразделение и пригодных для проведения последующего семантического анализа.

Процедуры формирования коллекций текстов, характеризующих компетенции работника. Очевидно, что материалы, которые могут быть включены в набор текстов, характеризующих компетенции работника, собираются из разных источников, поскольку имеют различный характер возникновения. Для их агрегирования авторами было предложено рассматривать сводную коллекцию текстов, характеризующих работника, как совокупность, состоящую из четырех групп текстов:

- тексты, порожденные работником во время всех образовательных циклов;
- тексты, созданные работником в период его производственной деятельности;
- тексты иного авторства, использование которых работником в своей деятельности зафиксировано;
- тексты, представляющие собой цифровой след работника [27] и, фактически, являющиеся результатом личного достижения человеком целей, которые складываются из окружающей его контекстной информации и проявляются через личные стереотипы поведения.

Указанное подразделение позволяет определить пути формирования соответствующих частей коллекции порожденных документов.

Так, тексты, относящиеся к первой группе, достаточно просто собираются и пред-

ставляются самим специалистом в виде «образовательного портфолио», содержащего отчетные материалы, созданные им за периоды обучения [26].

Материалы, характеризующие производственный опыт специалиста, складываются из двух составляющих: из авторских текстов (статей, отчетов и подобных документов, выпущенных под авторством работника), которые он может самостоятельно включать в свое «профессиональное портфолио», и внешних документов, описывающих вклад специалиста в проекты, в которых он принимал участие [28].

Наборы текстов, характеризующие социальные контакты специалиста, представляют собой коллекции документов, которые он активно использует и на которые ссылается в своих работах [29]. Включение этих материалов в общую коллекцию порожденных текстов специалиста обусловлено тем, что использование результатов работ других авторов в собственных исследованиях свидетельствует об их усвоении и активном использовании (что является свидетельством наличия соответствующих компетенций). Однако подобные материалы должны входить в итоговую коллекцию текстов специалиста с некоторыми поправочными коэффициентами, учитывающими возможную редукцию «чужого знания».

Наибольшие трудности возникают при создании коллекций порожденных текстов четвертой группы, характеризующих компетенции специалиста, являющихся личностным осмыслением субъективных знаний об окружающем мире и представляющие собой основу языкового общения [30], которые в большинстве случаев приобретаются и передаются акторами в вербальной письменной форме. К ним относятся не только компетенции, формирующие поведение человека в рамках «наивной картины мира», но и «высокоуровневые компетенции», такие как способность выполнять инновационную деятельность, склонность к самообучению и работе в малых группах.

В связи с тем, что подобные компетенции часто не находят своего отражения в большей части порожденных специалистом текстов, для их выявления создан достаточный набор специализированного инструмен-

тария, включающий в себя расширенное личностное тестирование, целевой сторителлинг, профессиональные игровые практики. Собранные таким образом тексты могут создать коллекцию порожденных текстов, характеризующих фоновые компетенции специалиста.

На основании предложенной классификации авторами были созданы методические on-line рекомендации по формированию коллекций порожденных текстов, предназначенные для соискателей вакансий, а также программное решение, облегчающее процесс загрузки кандидатом необходимого массива документов (в том числе путем использования специализированных индикаторов DOI, ORCID iD, ISBN, URL). Помимо описания видов документов, необходимых для проведения семантического анализа, в рекомендациях содержится информация, позволяющая соискателю вакансии формировать коллекцию документов, характеризующих его предшествующий опыт, избегая возможности разглашения сведений, составляющих различные виды конфиденциальной информации третьих лиц и сторон.

Для проведения дальнейшего сравнительного семантического анализа собранных коллекций использовалось программное решение, ранее созданное авторами, основанное на использовании языковой модели GolVe и описанное в [31].

Тестовое использование разработанного программно-методического комплекса в практике работ hr-подразделений группы российских биотехнологических компаний показало высокую результативность решения при осуществлении выбора наиболее подходящих кандидатов на вакансии стажеров IT-подразделений.

Заключение. Положительные результаты тестирования описанного в работе программно-методического комплекса, позволяют сделать ряд существенных выводов, полезных для продолжения работ по автоматизации процессов принятия решений о профессиональном потенциале кандидата при рекрутинге, а именно:

– тексты, порожденные квалифицированным специалистом в течение всего периода его деятельности, содержат информацию, достаточную для выявления его прак-

тических компетенций путем автоматизированного семантического анализа;

– агрегирование сводной коллекции текстов, порожденных специалистом, представляется наиболее обоснованным проводить с использованием описанной в статье классификации, основанной на учете характера их возникновения и подразделяющей тексты на генерируемые специалистом в процессе образования, производственной деятельности, соавторской активности, а также являющиеся отражением его контекстных фоновых знаний;

– поскольку большая часть текстов, попадающих в любую их четырех перечисленных групп, имеет ряд особых черт, характерных для текстов того или иного вида [32], раздельное их представление в сводной кол-

лекции дает возможность реализовать различные для каждой из групп текстов методы предобработки и обогащения данных, а также создает предпосылки для разработки серии модульных решений, предназначенных для анализа коллекций документов специалистов, в сводной коллекции которых преобладают тексты тех или иных групп.

Сказанное выше дает возможность утверждать, что предложенные в статье подходы к сбору и последующей обработке порождаемых специалистами текстов могут быть применимы в качестве основы для создания программных средств автоматизации процессов принятия решений при управлении человеческим капиталом современной компании.

Список источников

1. Прытков Р.М. Формирование эффективной системы найма персонала на основе системного подхода // Интеллект. Инновации. Инвестиции. 2017. № 9. С. 49–53.
2. Васильева М. М. Становление информационного общества в России в условиях глобального информационного пространства // Вестник МГЛУ. Общественные науки. Вып. 3 (840). 2020. С. 50–58.
3. Jevscek M. Competencies Assessment Using Fuzzy Logic // Journal of Universal Excellence. 2016. № 2. С. 187–202. (In Eng.).
4. Tyler R.W. Basic Principles of Curriculum and Instruction // Chicago: University of Chicago Press. 1949. С. 144. (In Eng.).
5. White R.W. Motivation Reconsidered: the Concept of Competence // Psychological review. 1959. Т. 66. С. 297–333. (In Eng.).
6. Erpenbeck J., Rosenstiel L. Handbook of Competence Measurement (2nd edition). – Stuttgart: Schaeffer-Poeschel, 2007. – 796 с. (In Eng.).
7. Meskon M., Albert M., Khedouri F. Fundamentals of Management. – Williams Publ., 2009. – 855 с. (In Eng.).
8. ESCO handbook // EC. Directorate-General for Employment, Social Affairs and Inclusion. Directorate E. 2nd ed. 2019 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ec.europa.eu/esco/portal/document/en/0a89839c-098d-4e34-846c-54cbd5684d24>
DOI:10.2767/934956

References

1. Prytkov R.M. Formation of an Effective Recruitment System Based on a Systematic Approach. *Intelligence. Innovation. Investment*. 2017. No. 9. pp. 49–53. (In Russ.).
2. Vasilyeva M.M. Formation of the Information Society in Russia in the Conditions of the Global Information Space *Vestnik MGLU. Obshchestvenniye nauki*. Issue 3 (840). 2020. pp.50–58. (In Russ.).
3. Jevscek M. Competencies Assessment Using Fuzzy Logic. *Journal of Universal Excellence*. 2016. No. 2. pp. 187–202.
4. Tyler R.W. Basic Principles of Curriculum and Instruction. *Chicago: University of Chicago Press*. 1949. pp. 144.
5. White R.W. Motivation Reconsidered: the Concept of Competence. *Psychological review*. 1959. Vol. 66. pp. 297–333.
6. Erpenbeck J., Rosenstiel L. Handbook of Competence Measurement (2nd edition). *Stuttgart: Schaeffer-Poeschel*, 2007. 796 p.
7. Meskon M., Albert M., Khedouri F. Fundamentals of Management. *Williams Publ.*, 2009. 855 p.
8. ESCO handbook. *EC. Directorate-General for Employment, Social Affairs and Inclusion. Directorate E. 2nd ed.* 2019 Available at: <https://ec.europa.eu/esco/portal/document/en/0a89839c-098d-4e34-846c-54cbd5684d24>
DOI:10.2767/934956

9. Бадов В.А. Пять заповедей для начинающего менеджера, среди которых и Радость Неудачи. – М.: Московский рабочий. 1988. – С. 10.
10. Зимняя И.А. Ключевые компетенции – новая парадигма результата образования // Высшая школа. 2004. № 6. С. 7–14.
11. Карташева Л.В. Организационное поведение. – М.: Инфра-М, 2008. – 384 с.
12. Долматова Т.Н., Кригер Г.Н. К проблеме формирования профессиональной компетенции студентов экономических специальностей в условиях получения высшего образования // Наука и образование: Материалы VII Международной научной конференции. 2008. Ч. 2. С. 68–76.
13. Минаев Д.В. Исследование компетентностной модели образовательной программы на основе интеллектуального анализа профессиональных требований рынка труда // Управленческое консультирование. 2022. № 10. С. 65–83.
14. Мишин И.Н. Критическая оценка формирования перечня компетенций в ФГОС ВО 3++ // Высшее образование в России. 2018. Т. 27. № 4. С. 66–75.
15. Бородай А.Д. Профессиональные стандарты как фактор модернизации образовательных программ в рамках ФГОС 3++ // Сб. научн. трудов по материалам МНПК 2016–2020 гг. «Образование 4.0: конкуренция, компетенции, коммуникации и креатив». – М.: Российский государственный гуманитарный университет, 2020. – С. 32–40.
16. Zakharova I.G., Boganyuk Y.V., Vorobyova M.S., Pavlova E.A. Diagnostics of Professional Competence of IT Students Based on Digital footprint data // Informatics and Education. 2020. № 4. С. 4–11. (In Eng.). DOI: 10.32517/0234-0453-2020-35-4-4-11.
17. Хомский Н. Язык и мышление. – М.: Издательство Московского университета, 1972. – 122 с.
18. Болотнова Н.С. Текстовая деятельность на уроках русской словесности: методики лингвистического анализа художественного текста. – Томск, 2002. – 64 с.
19. Грибова О.Е. Текстовая компетенция: лингвистический, психологический и онтологический анализ: Монография. – М.: АПК-ИППРО, 2009. – 120 с.
9. Badov V.A. Five Commandments for a Novice Manager, Among Which is the Joy of Failure. *Moscow: Moscow Worker*. 1988. P. 10. (In Russ.).
10. Zimnaya I.A. Key Competencies – a New Paradigm of Education Results. *Vyssshaya shkola*. 2004. No. 6. pp. 7–14. (In Russ.).
11. Kartashova L.V. Organizational Behavior. *Moscow, Infra-M*. 2008. 384 p. (In Russ.).
12. Dolmatova T.N., Krieger G.N. On the Problem of Formation of Professional Competence of Students of Economic Specialties in Conditions of Higher Education. *Nauka i obrazovaniye: Materials of the 7th International Scientific Conference*. 2008. Part 2. pp. 68–76. (In Russ.).
13. Minaev D.V. The Study of the Competence Model of the Educational Program Based on the Intellectual Analysis of Professional Requirements of the Labor Market. *Upravlencheskoye konsultirovanie*. 2022. No. 10. pp. 65–83. (In Russ.).
14. Mishin I.N. Critical Assessment of the Formation of the List of Competencies in the FGOS in 3++. *Vysshee obrasovanie v Rossii*. 2018. Vol. 27. No. 4. pp. 66–75. (In Russ.).
15. Borodai A.D. Professional Standards as a Factor of Modernization of Educational Programs Within the Framework of the Federal State Educational Standard 3++. *Collection of scientific papers based on the materials of the MNPC 2016-2020. «Education 4.0: competition, competencies, communication and creativity»*. *Moscow, Rossiyskiy gumanitarniy universitet*. 2020. pp. 32–40. (In Russ.).
16. Zakharova I.G., Boganyuk Y.V., Vorobyova M.S., Pavlova E.A. Diagnostics of Professional Competence of IT Students Based on Digital footprint data. *Informatics and Education*. 2020. No. 4. pp. 4–11. DOI: 10.32517/0234-0453-2020-35-4-4-11.
17. Chomsky N. Language and Thinking. *Moscow University Press*. 1972. 122 p. (In Russ.).
18. Bolotnova N.S. Textual Activity in the Lessons of Russian Literature: Methods of Linguistic Analysis of Literary Text. *Tomsk*, 2002. 64 p. (In Russ.).
19. Gribova O.E. Textual Competence: Linguistic, Psychological and Ontological Analysis: Monograph. *M.: APKiPPRO*. 2009. 120 p. (In Russ.).

20. Троицкий Ю.Л., Корчинский А.В., Шкаренков П.П. Инструменты измерения компетенций в высшем гуманитарном образовании: подход школы понимания // Вестник РГГУ. Серия «Психология. Педагогика. Образование». 2015. С. 65–82.
21. Levy O., Goldberg Y. Linguistic Regularities in Sparse and Explicit Word Representations // Proceedings of the Eighteenth Conference on Computational Natural Language Learning. Baltimore, Maryland, USA, June. Association for Computational Linguistics. 2014. С. 171–180. (In Eng.). DOI: 10.3115/v1/W14-1618.
22. Mikolov T., Chen K., Corrado G., Dean J. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1301.3781> (In Eng.).
23. Howard J., Ruder S. Universal Language Model Fine-tuning for text classification [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1801.06146> (In Eng.).
24. Solomin A.A., Ivanova Y.A. Modern Approaches to Multiclass Intent Classification Based on Pre-trained Transformers // Scientific and Technical Journal of Information Technologies Mechanics and Optics. 2020. № 20 (4). С. 532–538. (In Eng.). DOI: 10.17586/2226-1494-2020-20-4-532-538.
25. Рыков В.В. Корпус текстов и речевая деятельность – проблемы подобия // Труды Международного семинара Диалог-2004. 2004. С. 347–355.
26. Zakharova I.G. Machine Learning Methods of Providing Informational Management Support for Students' Professional Development // The Education and Science Journal. 2018. № 20 (9). С. 91–114. (In Eng.). DOI: 10.17853/1994-5639-2018-9-91-114.
27. Girardin F., Calabrese F., Fiore F. D., Ratti C., Blat J. Digital Footprinting: Uncovering Tourists with User-Generated Content // IEEE Pervasive Computing. 2008. Т. 7, №. 4. С. 36–43. (In Eng.). DOI: 10.1109/MPRV.2008.71.
28. Nikolaev I.E., Melnikov A.V. Comparison of Transformer Architecture Neural Network Models Based on Evaluating the Vector Representation Compactness of Semantically Similar Texts in the European Classification Skills ESCO // Bulletin of the South Ural State Uni-
20. Troitsky Yu.L., Korchinsky A.V., Shkarenkov P.P. Tools for Measuring Competencies in Higher Humanitarian Education: the Approach of the School of Understanding. *Vestnik RGGU. The series «Psychology. Pedagogy. Education»*. 2015. pp. 65–82. (In Russ.).
21. Levy O., Goldberg Y. Linguistic Regularities in Sparse and Explicit Word Representations. *Proceedings of the Eighteenth Conference on Computational Natural Language Learning, Baltimore, Maryland, USA, June. Association for Computational Linguistics*. 2014. pp. 171–180. DOI: 10.3115/v1/W14-1618.
22. Mikolov T., Chen K., Corrado G., Dean J. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1301.3781>
23. Howard J., Ruder S. Universal Language Model Fine-tuning for text classification. Available at: <https://arxiv.org/abs/1801.06146>
24. Solomin A.A., Ivanova Y.A. Modern Approaches to Multiclass Intent Classification Based on Pre-trained Transformers. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies Mechanics and Optics*. 2020. No. 20 (4). pp. 532–538. DOI: 10.17586/2226-1494-2020-20-4-532-538.
25. Rykov V.V. Corpus of Texts and Speech Activity – Problems of Similarity. *Proceedings of the International Seminar Dialog-2004*. 2004. pp. 347–355. (In Russ.).
26. Zakharova I.G. Machine Learning Methods of Providing Informational Management Support for Students' Professional Development. *The Education and Science Journal*. 2018. No. 20 (9). pp. 91–114. DOI: 10.17853/1994-5639-2018-9-91-114.
27. Girardin F., Calabrese F., Fiore F. D., Ratti C., Blat J. Digital Footprinting: Uncovering Tourists with User-Generated Content. *IEEE Pervasive Computing*. 2008. Vol. 7, No. 4. pp. 36–43. DOI: 10.1109/MPRV.2008.71.
28. Nikolaev I.E., Melnikov A.V. Comparison of Transformer Architecture Neural Network Models Based on Evaluating the Vector Representation Compactness of Semantically Similar Texts in the European Classification Skills ESCO. *Bulletin of the South Ural State Univer-*

versity Ser Computer Technologies Automatic Control & Radioelectronics. 2022. № 22 (3). С. 19–29. (In Eng.).
DOI: 10.14529/ctcr220302.

29. Munoz D.A., Queupil, J.P., Fraser P. Assessing Collaboration Networks in Educational Research: A Co-Authorship-Based Social Network Analysis Approach // *International Journal of Educational Management*. 2016. № 30 (3). С. 416–436. (In Eng.).
DOI: 10.1108/ijem-11-2014-0154.

30. Cheng Y., Chen K., Sun H., Zhang Y., Tao F. Data and Knowledge Mining with Big Data Towards Smart Production // *Journal of Industrial Information Integration*. 2018. № 9. С. 1–13. (In Eng.).
DOI: 10.1016/j.jii.2017.08.001.

31. Балакшин П.В., Машина Е.А. Формализация неявных знаний на основе образовательных компетенций и фоновых знаний // *Онтология проектирования*. 2022. Т. 12. № 4 (46). С. 481–494.
DOI: 10.18287/2223-9537-2022-12-4-481-494.

32. Mashina E.A. Approaches to the Initial Stage of Semantic Analysis of Large Information Arrays of Scientific Information Sources // *Альманах научных работ молодых ученых Университета ИТМО*. 2022. Т. 1. С. 306–311.

sity Ser Computer Technologies Automatic Control & Radioelectronics. 2022. No. 22 (3). pp. 19–29. (In Eng.).
DOI: 10.14529/ctcr220302.

29. Munoz D.A., Queupil, J.P., Fraser P. Assessing Collaboration Networks in Educational Research: A Co-Authorship-Based Social Network Analysis Approach. *International Journal of Educational Management*. 2016. No. 30 (3). pp. 416–436.
DOI: 10.1108/ijem-11-2014-0154.

30. Cheng Y., Chen K., Sun H., Zhang Y., Tao F. Data and Knowledge Mining with Big Data Towards Smart Production. *Journal of Industrial Information Integration*. 2018. No. 9. pp. 1–13.
DOI: 10.1016/j.jii.2017.08.001.

31. Balakshin P.V, Mashina E.A. Formalization of Implicit Knowledge Based on Educational Competencies and Background Knowledge. *Ontology of designing*. 2022. Vol. 12 No. 4 (46). pp. 481–494. (In Russ.).
DOI: 10.18287/2223-9537-2022-12-4-481-494.

32. Mashina E.A. Approaches to the Initial Stage of Semantic Analysis of Large Information Arrays of Scientific Information Sources. *Almanac of scientific works of young scientists of ITMO University*. 2022. Vol. 1. pp. 306–311. (In Russ.).