

Научная статья

Original article



УДК 331.5.024.52:347.77

EDN <https://elibrary.ru/watage>

Прогнозирование трансформации профессиональных компетенций на основе патентной информации и научных публикаций

Александр Олегович Везилов

Всероссийский институт научной и технической информации Российской академии наук,
Москва, Российская Федерация
vezirov2008@mail.ru

Аннотация: стремительное развитие технологий и переход к экономике, основанной на знаниях, создают высокую степень неопределенности относительно будущей структуры занятости и требуемых квалификаций. Традиционные инструменты прогнозирования рынка труда ориентированы на ретроспективу и краткосрочную перспективу, что не позволяет своевременно улавливать технологические сдвиги на ранних этапах их зарождения. Представлен авторский подход к прогнозированию изменений в профессиональных компетенциях, построенный на российской адаптации зарубежного метода, использующего векторные представления текстов для установления связей между сферами занятости и патентной активностью. В отличие от оригинального метода, предлагаемая схема дополнительно учитывает данные о научных публикациях, что дает возможность регистрировать зарождающиеся технологические направления. Источником данных выступают: Реестр профессиональных стандартов, Международная патентная классификация и Рубрикатор Всероссийского института научной и технической информации. Формирование единого семантического пространства осуществляется на основе модели векторного представления слов, обученной на объединенном корпусе текстов профессиональных стандартов, описаний патентных классов и научных рубрик. Сопоставление профессиональных функций с технологическими классификаторами и анализ динамики патентной и публикационной активности позволяют строить два самостоятельных прогнозных трека: ближнесрочный, с горизонтом 3–5 лет, отражающий изменения в уже сформировавшихся профессиях, и долгосрочный, с горизонтом 10–15 лет, направленный на выявление компетенций, которые могут стать востребованными в будущем. Предложенный подход носит теоретический характер и не заменяет существующие методы прогнозирования, а дополняет их, предоставляя дополнительный объективный канал информации о технологических изменениях на ранних стадиях. Дальнейшие исследования должны быть направлены на экспериментальную проверку предлагаемого подхода и его валидацию на репрезентативном массиве данных с целью оценки адекватности прогноза.

Ключевые слова: профессиональные компетенции, прогнозирование рынка труда, патентная информация, научные публикации, профессиональные стандарты, векторное представление слов, семантическое пространство, технологические тренды.

Для цитирования: Везилов А. О. Прогнозирование трансформации профессиональных компетенций на основе патентной информации и научных публикаций // Вестник ФИПС. 2026. Т. 5, № 2 (16). С. 138–147.

Forecasting the transformation of professional competencies based on patent information and scientific publications

Aleksandr O. Vezirov

Russian Institute of Scientific and Technical Information of the Russian Academy of Sciences,
Moscow, Russian Federation
vezirov2008@mail.ru

Abstract: rapid technological development and the transition to a knowledge-based economy create a high degree of uncertainty regarding the future structure of employment and the required qualifications. Traditional labor market forecasting tools are oriented towards retrospective analysis and short-term perspectives, which does not allow for timely detection of technological shifts at the early stages of their emergence. The article presents an original approach to forecasting changes in professional competencies, built upon a Russian adaptation of a foreign method that uses text vector representations to establish links between occupational domains and patent activity. Unlike the original method, the proposed framework additionally takes into account scientific publication data, making it possible to detect emerging technological directions. The data sources include the Register of Professional Standards, the International Patent Classification, and the classifier of the Russian Institute of Scientific and Technical Information. A unified semantic space is formed using a word embedding model trained on a combined corpus of texts from professional standards, descriptions of patent classes, and scientific rubrics. The alignment of professional functions with technological classifiers, together with the analysis of patent and publication activity dynamics, enables the construction of two independent forecast tracks: a short-term track with a horizon of 3–7 years, reflecting changes in already established professions, and a long-term track with a horizon of 10–15 years, aimed at identifying competencies that may become in demand in the future. The proposed approach is theoretical in nature and does not replace existing forecasting methods but rather complements them by providing an additional objective channel of information about technological changes at early stages. Further research should be directed towards experimental testing of the proposed approach and its validation on a representative dataset in order to assess the adequacy of the forecast.

Keywords: professional competencies, labor market forecasting, patent information, scientific publications, professional standards, word embedding, semantic space, technological trends.

For citation: Vezirov A. O. Forecasting the transformation of professional competencies based on patent information and scientific publications // Bulletin of Federal Institute of Industrial Property. 2026. Vol. 5, No. 2 (16): 138–147 (In Russ.).

Введение

В условиях ускоряющегося научно-технологического развития и перехода к экономике знаний возрастает неопределенность в отношении структуры будущей занятости и требований к квалификации работников. Распространение цифровых технологий, искусственного интеллекта, биотехнологий и других направлений приводит к трансформации содержания труда, изменению профессиональных функций и появлению новых требований к подготовке кадров. В этих условиях особую актуальность приобретает задача прогнозирования востребованных профессиональных компетенций.

Согласно концепции технологических укладов, смена их периодов развития происходит каждые 10–15 лет [1]. В то же время при этом структура занятости изменяется с лагом 3–7 лет относительно появления новых технологий [2]. Это создает принципиальную проблему для традиционных подходов к профориентации, которые ориентированы на текущие запросы рынка труда и ретроспективные данные о востребованности профессий.

Для учащегося, который выйдет на рынок труда через 5–10 лет, актуальные сегодня профессии могут либо исчезнуть, либо претерпеть радикальную трансформацию.

Распространение цифровых технологий, искусственного интеллекта, биотехнологий и других направлений приводит к трансформации содержания труда, изменению профессиональных функций и появлению новых требований к подготовке кадров.

По данным исследований, 39 % текущих навыков существующих профессий изменятся или устареют в период до 2030 года под влиянием автоматизации и искусственного интеллекта¹.

¹ World Economic Forum. The Future of Jobs Report 2025: Digest. 2025. URL: <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025/digest/> (дата обращения: 13.04.2026),

Прогнозирование на основе вакансий ориентировано на краткосрочный горизонт (до 12 месяцев), что недостаточно для стратегического планирования образовательных траекторий, где горизонт составляет 5–10 лет.

В современной практике прогнозирования рынка труда сложилось несколько основных подходов. Традиционные методы включают статистический анализ данных о занятости, позволяющий выявлять количественные закономерности изменения численности работников по отраслям и профессиям. Широкое распространение получили экспертные методы, такие как Дельфи и структурированные опросы, в рамках которых привлекаются специалисты для оценки будущих изменений в профессионально-квалификационной структуре занятости [3].

Еще одним распространенным подходом является мониторинг вакансий, который в сочетании с глубокими нейросетевыми моделями позволяет достичь высокой точности прогноза (до 95,71 %) на горизонте до 12 месяцев [4]. Кроме того, существуют гибридные методы, комбинирующие экспертные оценки с машинным обучением, где на основе опросов экспертов и данных O*NET² прогнозировались будущие потребности в навыках [5].

Необходимо отметить, что представленные методы обладают рядом недостатков, среди которых можно выделить следующие:

- использование статистики занятости и мониторинга вакансий фиксирует сложившиеся тренды на рынке труда, дальнейшая экстраполяция на будущие периоды времени носит ограниченный характер;
- низкая чувствительность к ранним стадиям изменений в технике и технологиях, поскольку методы оперируют ретроспективными данными;
- неполнота данных: на рынке могут быть вакансии, не публикуемые в открытом доступе, а также серьезной проблемой является определение репрезентативной выборки массива вакансий, которая может зависеть от региональной специфики;
- экспертные оценки могут носить субъективный характер в силу личных и профессиональных качеств и опыта эксперта, что может приводить к искажению прогноза [6].

Кроме того, прогнозирование на основе вакансий ориентировано на краткосрочный горизонт (до 12 месяцев), что недостаточно для стратегического планирования

образовательных траекторий, где горизонт составляет 5–10 лет.

Многие подходы оперируют устоявшимися профессиями, что затрудняет выявление конкретных изменений в содержании трудовой деятельности и не позволяет установить содержательную связь между формируемыми технологиями и трансформацией конкретных трудовых функций. В то же время современные тенденции в области рынка труда и управления человеческими ресурсами демонстрируют переход к skill-based-подходу³, в рамках которого ключевым объектом анализа выступают профессиональные компетенции. В отличие от сформированных профессий, отдельные компетенции более динамичны и чувствительны к технологическим изменениям (могут видоизменяться, исчезать, появляться новые), что позволяет использовать их в качестве базовой единицы прогнозирования.

Таким образом, существующие методы прогнозирования не решают в полной мере задачу долгосрочного прогнозирования трансформации профессиональных компетенций под влиянием технологических изменений. Это обстоятельство обосновывает необходимость обращения к альтернативным источникам данных, фиксирующим изменения на более ранних стадиях, в частности к патентам и научным публикациям, что и составляет основу предлагаемого в настоящей работе подхода.

В последние годы получили развитие методы прогнозирования, основанные на анализе патентной информации. Одним из первых подходов к сопоставлению профессий и патентов стала работа, в которой с помощью алгоритма синтаксического анализа извлекались пары «глагол – существительное» из описаний трудовых задач и заголовков патентов, после чего вычислялись семантические близости между профессиями и патентами [7]. В развитие этого направления предложен метод прогнозирования профессий на основе векторных представлений слов (word embedding). Авторы обучили модель FastText на описаниях профессиональных атрибутов из базы O*NET и описаниях патентных классификационных кодов CPC, после чего на основе косинусного сходства сопоставили профессии с наиболее близкими патентными кодами, а динамику востребованности профессий оценивали через изменение числа патентов по выявленным кодам [8]. Дальнейшее развитие этого направления представлено в работе [9], где усовершенствовали методологию, перейдя от сопоставления профессий в целом к анализу отдельных трудовых задач. Используя современные модели эмбедингов (Linq-Embed-Mistral), авторы построили матрицу сходства между описаниями трудовых задач и патентных кодов, что позволило оценивать спрос на задачи на основе динамики получения патентов, а затем агрегировать его до уровня профессий.

² O*NET (Occupational Information Network) – база данных профессий Министерства труда США, включающая описания трудовых функций, знаний, навыков и инструментов.

³ Дорохова М. Skill-based – корпоративное лего: как построить компанию из навыков // hh.ru. 2023. 17 октября. URL: <https://lyubertsy.hh.ru/article/31970> (дата обращения: 13.04.2026).

Таблица 1.

Сравнение патентов и научных публикаций как источников технологической информации

Table 1.

Comparison of patents and scientific publications as sources of technological information

Характеристика	Патенты	Научные публикации
Основная функция	Закрепление прав на технологию	Распространение нового знания
Стадия технологического цикла	Поздняя (прикладная, промышленная)	Ранняя (фундаментальная, поисковая)
Временной горизонт прогноза	3–5 лет (ближнесрочный)	10–15 лет (долгосрочный)
Отражение технологических изменений (emerging technologies)	Низкое (технология уже сформирована)	Высокое (активное исследование)
Доступность данных	Патентные базы	Библиографические базы, реферативные базы
Систематизация	Патентные классификаторы	Рубрикаторы научных направлений

Источник: составлено автором

Source: compiled by the author

Фундаментальные исследования создают «технологический задел», который затем трансформируется в прикладные разработки и патенты.

Патенты обладают неоспоримым преимуществом – они имеют юридическую силу и отражают коммерчески значимые технологические разработки, готовые к практическому внедрению. Однако патентование требует значительных временных и финансовых затрат, поэтому оно осуществляется, как правило, на поздних стадиях технологического цикла, когда технология уже доведена до промышленного образца или способа производства.

В то же время фундаментальные и поисковые исследования, формирующие основу для будущих технологических прорывов, находят свое отражение не в патентах, а в научных публикациях – статьях, монографиях, материалах конференций, препринтах. Как правило, публикационная активность предшествует патентной активности в среднем на 10–15 лет [10]. Фундаментальные исследования создают «технологический задел», который затем трансформируется в прикладные разработки и патенты.

Это временное отставание патентов от публикаций имеет ключевое значение для целей прогнозирования востребованных профессиональных компетенций. Если использовать только патентные данные, мы получаем возможность прогнозировать спрос на профессии, связанные с уже сформировавшимися, зрелыми технологиями. Если же обратиться к научным публикациям, открывается возможность выявлять ранние «слабые сигналы» будущих технологических изменений, находящиеся

на стадии активного научного исследования, но еще не дошедшие до стадии патентования и промышленного внедрения (таблица 1).

В ответ на вышеперечисленные ограничения предлагается подход к прогнозированию трансформации профессиональных компетенций, интегрирующий два источника информации: патенты и научные публикации.

Цель исследования – разработка и обоснование методологического подхода к прогнозированию востребованности профессиональных компетенций на основе сопоставления российских профессиональных стандартов с классификаторами патентов и научных публикаций. Подход позволяет формировать два прогнозных трека (ближнесрочный и долгосрочный), выявляя устойчивые технологические тренды, семантически связанные с профессиональными функциями, и предоставляя тем самым эмпирическую основу для экспертного анализа трансформации содержания труда.

Для достижения поставленной цели были сформулированы следующие задачи исследования:

- провести анализ существующих подходов к прогнозированию профессиональных компетенций и выявить их ограничения;
- исследовать возможности использования патентной информации и научных публикаций как источников данных для прогнозирования технологических изменений;
- разработать метод сопоставления профессиональных стандартов, патентных классификаторов и рубрикаторов научной информации в едином семантическом пространстве;
- предложить механизм выявления технологических трендов на основе динамики патентной и публикационной активности;
- обосновать формирование двух прогнозных треков (ближнесрочного и долгосрочного) для оценки трансформации профессиональных компетенций.

Материалы и методы

В основе предлагаемой методологии лежит адаптация подхода, который предполагает сопоставление текстовых описаний профессий с описаниями технологических классификаторов в едином семантическом пространстве с использованием модели векторного представления слов [8]. Подход адаптируется для российского контекста с двумя ключевыми отличиями: в качестве источника информации о профессиональной деятельности используется Реестр профессиональных стандартов Российской Федерации; наряду с патентной информацией дополнительным источником технологических сигналов выступают научные публикации.

Для систематизации патентной информации в работе используется Международная патентная классификация (МПК), разработанная Всемирной организацией интеллектуальной собственности (WIPO). Актуальная версия МПК-2026.01 содержит около 80 000 рубрик, объединенных в 8 разделов (А–Н), классы, подклассы, группы и подгруппы. Каждая рубрика МПК имеет текстовое описание, отражающее область техники, к которой относится патентуемое изобретение. Преимущество МПК – ее универсальный характер: классификация используется патентными ведомствами большинства стран мира, включая Россию, что обеспечивает сопоставимость данных. Динамика патентной активности в классах МПК служит объективным индикатором технологического развития с горизонтом прогноза 3–7 лет до изменений в структуре занятости.

Для систематизации научных публикаций используется Рубрикатор Всероссийского института научной и технической информации (ВИНИТИ)⁴, который содержит более 54 000 рубрик, охватывающих широкий спектр фундаментальных и прикладных научных направлений. Иерархическая структура рубрикатора и наличие текстовых описаний каждой рубрики позволяют применять к ним те же методы векторного представления, что и к описаниям патентных классов.

Источником информации о профессиональных компетенциях и трудовых функциях выступает Реестр профессиональных стандартов. По состоянию на 2026 год реестр включает более 1700 утвержденных стандартов⁵. Каждый профессиональный стандарт представляет собой нормативное описание вида профессиональной деятельности и содержит следующие основные разделы: общие сведения (наименование вида профессиональной деятельности и основная цель); функциональную карту (перечень обобщенных трудовых функций с указанием уровней квалификации); характеристики обобщенных

Базовое векторное представление профессиональной функции формируется как конкатенация двух текстовых полей: наименования вида профессиональной деятельности и соответствующих им обобщенных трудовых функций.

трудовых функций, включающие трудовые действия, необходимые умения и необходимые знания, а также возможные наименования должностей.

Опираясь на результаты экспериментальной проверки [8], в которой наилучший результат при сопоставлении профессий с патентными классами показала комбинация «название профессии + описание профессии», для российских профессиональных стандартов предлагается аналогичная стратегия. Базовое векторное представление профессиональной функции формируется как конкатенация двух текстовых полей: наименования вида профессиональной деятельности и соответствующих им обобщенных трудовых функций.

Например, для профессионального стандарта «Специалист по нефтегазопромысловых химии»⁶ это будет выглядеть так: «Специалист по нефтегазопромысловых химии + Обобщенные трудовые функции: осуществление подготовительных работ при проведении испытаний химических реагентов и технологических жидкостей, применяемых при добыче, сборе и подготовке углеводородного сырья; разработка рецептур химических реагентов и технологических жидкостей, применяемых при добыче, сборе и подготовке углеводородного сырья, и методик их испытаний и исследований в лабораторных условиях; организация контроля качества, проведение исследований и применение химических реагентов и технологических жидкостей на промысле; руководство работами по разработке, проведению испытаний и исследований химических реагентов и технологических жидкостей, применяемых на всех стадиях добычи и производства нефти и газа».

Данная комбинация обладает следующими преимуществами: она присутствует для каждого профессионального стандарта (в отличие от детализированных трудовых действий, которые могут различаться по объему), семантически емко отражает суть профессиональной деятельности и минимизирует риск несопоставимости векторов из-за разной полноты исходных данных.

Для сопоставления вышеперечисленных трех источников данных используется подход формирования единого

⁴ Рубрикатор отраслей знаний Всероссийского института научной и технической информации Российской академии наук является классификационной схемой универсального охвата по естественным и техническим научным дисциплинам, построенной на основе углубления Государственного рубрикатора научной и технической информации (3 уровня) по мере потребности отдельных отраслей до 10-го уровня.

⁵ Министерство труда и социальной защиты Российской Федерации. Профессиональные стандарты: официальный портал. URL: <https://profstandart.rosmintrud.ru/> (дата обращения: 13.04.2026).

⁶ Приказ Министерства труда и социальной защиты Российской Федерации от 18.04.2024 № 221н «Об утверждении профессионального стандарта «Специалист по нефтегазопромысловых химии» // Профессиональные стандарты: официальный портал. URL: <https://profstandart.rosmintrud.ru/> (дата обращения: 13.04.2026).



Рисунок 1.

Общая схема предлагаемого подхода к прогнозированию профессиональных компетенций на основе сопоставления профессиональных стандартов, патентной и публикационной активности

Источник: составлено автором

Figure 1.

General scheme of the proposed approach to forecasting professional competencies based on a comparison of professional standards, patent and publication activity

Source: compiled by the author

семантического пространства на основе векторных моделей текстов. Тексты профессиональных стандартов, описания рубрик МПК и Рубрикатора ВИНТИ приводятся к унифицированному виду посредством стандартных процедур предобработки, включающих токенизацию⁷, лемматизацию⁸ и удаление служебных слов⁹. Для русского языка используются специализированные инструменты обработки естественного языка. На основе полученного объединенного корпуса осуществляется обучение модели векторных представлений.

В результате обучения формируется единое семантическое пространство, в котором профессиональные функции, рубрики МПК и Рубрикатора ВИНТИ представлены сопоставимыми векторными объектами фиксированной размерности. Близость между векторами оценивается с помощью косинусного расстояния, которое интерпретируется как степень семантической связи между соответствующими сущностями. Высокое значение косинусного сходства между вектором профессиональной функции и вектором патентного класса

или научной рубрики свидетельствует о том, что данная профессиональная деятельность содержательно связана с соответствующей технологической областью.

Для этого по каждой рубрике МПК и каждой рубрике Рубрикатора ВИНТИ, отобранным как семантически близкие к профессиональной функции, собираются данные об изменении количества патентных документов и научных публикаций за ретроспективный период.

Устойчивый рост публикационной или патентной активности интерпретируется как индикатор формирования значимых технологических трендов, способных повлиять на содержание профессиональных компетенций.

Результаты и обсуждения

Поскольку настоящее исследование носит методологический характер, в данном разделе предлагается описание практической реализации разработанного подхода. Предлагаемая методика предполагает очередное выполнение операций: сначала вычисление семантической близости между профессиональными функциями и рубриками МПК, затем – между профессиональными функциями и рубриками Рубрикатора ВИНТИ. Общая логика последовательности действий представлена на рисунке 1.

Шаг 1. Из Реестра профессиональных стандартов для каждой профессии извлекаются текстовые описания вида профессиональной деятельности и соответствующих

⁷ Токенизация – процесс разделения текста на составные элементы (токены), в качестве которых обычно выступают отдельные слова, числа и знаки препинания.

⁸ Лемматизация – процесс приведения слова к его начальной (словарной) форме – лемме (например, «работают» – «работать», «столами» – «стол»).

⁹ Служебные слова (стоп-слова) – предлоги, союзы, частицы и другие элементы, не несущие смысловой нагрузки.

им обобщенных трудовых функций. Опционально, при условии сопоставимости полноты описаний для разных профессий, могут быть добавлены трудовые действия, знания, умения из других разделов профессионального стандарта, которые наиболее конкретны и технологичны для данного вида деятельности.

Шаг 2. Из МПК извлекаются описания рубрик на уровне, обеспечивающем достаточную детализацию (в зависимости от наличия вычислительных мощностей можно использовать разные уровни иерархии: группы, подгруппы и т. д.). Для каждой рубрики фиксируются ее код и текстовое описание, отражающее область техники, к которой относится патентуемое изобретение.

Шаг 3. Из Рубрикатора ВИНТИ РАН извлекаются описания рубрик. Для каждой рубрики фиксируются ее код и текстовое описание (полное наименование рубрики).

Шаг 4. Все текстовые данные приводятся к унифицированному виду посредством стандартных процедур предобработки. Выполняется токенизация – разбивка текста на отдельные слова и знаки препинания. Затем проводится лемматизация – приведение слов к начальной (словарной) форме с учетом их части речи с использованием инструментов обработки русского языка. Далее осуществляется удаление стоп-слов – общеупотребительных служебных слов (предлогов, союзов, частиц), не несущих смысловой нагрузки. Для текстов, содержащих формулы, ссылки или специфическую пунктуацию, может потребоваться дополнительная очистка.

Шаг 5. На объединенном корпусе текстов обучается модель векторного представления. Использование общей модели, обученной на всем корпусе, обеспечивает сопоставимость векторных пространств. Дополнительно для анализа структуры семантического пространства могут применяться методы кластеризации векторных представлений. Их использование позволяет выявлять устойчивые тематические группы и формирующиеся технологические изменения, потенциально связанные с трансформацией профессиональных компетенций.

Шаг 6. Для каждой профессиональной функции и каждой рубрики МПК из обученной модели извлекаются векторные представления. Рассчитывается косинусное расстояние между векторами профессиональных функций и векторами рубрик МПК. Для каждой профессиональной функции отбираются топ-N наиболее семантически близких патентных рубрик (рекомендуемое значение $N = 5-10$). Результатом является таблица соответствия «профессиональная функция – патентные классы МПК».

Шаг 7. Аналогично шагу 6 для каждой профессиональной функции и каждой рубрики Рубрикатора ВИНТИ РАН из обученной модели извлекаются векторные представления. Рассчитывается косинусное расстояние между векторами профессиональных функций и векторами рубрик. Для каждой профессиональной функции отбираются топ-N наиболее семантически близких научных рубрик (рекомендуемое значение

Прогнозы, полученные на основе патентной и публикационной динамики, не объединяются в единый сигнал, а сопоставляются между собой, формируя два самостоятельных прогнозных трека.

$N = 5-10$). Результатом является таблица соответствия «профессиональная функция – рубрики ВИНТИ».

Шаг 8. Для каждой профессиональной функции по отобранному на шаге 6 патентным классам МПК собираются данные об изменении количества патентных документов за ретроспективный период. Анализируемый период составляет 3–5 лет, что соответствует установленному временному лагу между патентованием технологии и изменениями в структуре занятости. Источниками данных могут служить базы патентной информации с рубрикой по МПК.

Шаг 9. Для каждой профессиональной функции по отобранному на шаге 7 рубрикам Рубрикатора ВИНТИ РАН собираются данные об изменении количества научных публикаций за ретроспективный период. Анализируемый период составляет 10–15 лет, что соответствует времени, необходимому для перехода от фундаментальных исследований к прикладным разработкам и последующим изменениям на рынке труда. Источниками данных может служить База данных ВИНТИ РАН¹⁰.

Шаг 10. Прогнозирование на основе патентной динамики. Анализируется динамика патентной активности по классам МПК, семантически близким к профессиональной функции. Устойчивый рост числа патентов интерпретируется как индикатор формирования технологического тренда, находящегося в прикладной стадии. На основе этого строится прогноз востребованности профессиональных компетенций, связанных с данной технологической областью. Прогноз отражает изменения в уже сформировавшихся профессиях и компетенциях.

Шаг 11. Анализируется динамика публикационной активности по рубрикам ВИНТИ, семантически близким к профессиональной функции. Рост числа научных публикаций интерпретируется как «слабый сигнал» о формировании новой технологической траектории на ранней, фундаментальной стадии. На основе этого строится прогноз, направленный на выявление компетенций, которые могут стать востребованными в будущем, включая те, что еще не отражены в действующих профессиональных стандартах. Для повышения чувствительности прогноза к ранним стадиям технологических изменений дополнительно может использоваться анализ динамики «слабых сигналов», основанный на выявлении

¹⁰ ВИНТИ РАН. База данных ВИНТИ. URL: <http://bd.viniti.ru/> (дата обращения: 13.04.2026).

ускоренного роста публикационной активности в отдельных научных направлениях.

Шаг 12. Интерпретация данных. Прогнозы, полученные на основе патентной и публикационной динамики, не объединяются в единый сигнал, а сопоставляются между собой, формируя два самостоятельных прогнозных трека. Дополнительно результаты автоматизированного сопоставления могут проходить экспертную верификацию с привлечением специалистов предметной области, экспертов рынка труда. Это позволяет учитывать институциональные, организационные и технологические факторы, не отраженные напрямую в патентной и публикационной активности, а также снижать риск ложных семантических соответствий.

Заключение

В результате проведенного исследования разработан методологический подход к прогнозированию востребованности профессиональных компетенций, основанный на сопоставлении профессиональных стандартов с классификаторами патентной информации и научных публикаций в едином семантическом пространстве. Предложенное решение ориентировано на использование технологических источников данных, позволяющих выявлять как сформировавшиеся направления развития техники, так и ранние научные заделы, которые в перспективе могут привести к изменению содержания профессиональной деятельности.

В ходе исследования были решены поставленные задачи: проведен анализ существующих подходов к прогнозированию профессиональных компетенций и выявлены их ограничения; обоснована возможность использования патентной информации и научных публикаций в качестве источников данных для прогнозирования технологических изменений; разработан подход к сопоставлению профессиональных стандартов, патентных классификаторов и рубрикаторов научной информации в едином семантическом пространстве; предложен механизм выявления технологических трендов на основе динамики патентной и публикационной активности.

В результате проведенного исследования разработан методологический подход к прогнозированию востребованности профессиональных компетенций, основанный на сопоставлении профессиональных стандартов с классификаторами патентной информации и научных публикаций в едином семантическом пространстве.

Прогноз на основе патентов дает ближнесрочную перспективу спроса на профессиональные компетенции на 3–5 лет, а динамика научных публикаций позволяет делать прогноз на 10–15 лет в силу того, что в публикациях представлены результаты фундаментальных исследований, которые еще не перешли в технологию, позже отразившихся бы в патентах. Такое разделение дает возможность учитывать различия стадий технологического развития и использовать их при оценке будущих изменений профессиональных компетенций. Тем самым поставленная цель исследования также достигнута.

Необходимо отметить, что, несмотря на преимущества предлагаемого подхода, его использование сопряжено с некоторыми ограничениями:

- рост числа патентов не может однозначно трактоваться как увеличение спроса на соответствующие профессиональные компетенции, поскольку он может быть обусловлен, например, практикой множественного патентования;
- различная степень проработанности патентных классификаторов и рубрикаторов научной информации может затруднять однозначное сопоставление профессиональных компетенций с технологическими областями, описываемыми этими классификаторами;
- наличие временного промежутка между научной публикацией и ее индексацией в библиографических базах данных может приводить к искажению динамики публикационной активности и, как следствие, результатов прогнозирования;
- используемая конфигурация текстовых атрибутов профессионального стандарта (наименование вида деятельности и обобщенные трудовые функции) требует экспериментальной проверки и может отличаться для различных профессиональных областей;
- получаемые результаты носят вероятностный характер, а сам предложенный подход не заменяет существующие методы и должен применяться преимущественно как дополнительный аналитический инструмент прогноза.

С целью проверки адекватности предложенного подхода к прогнозированию дальнейшие исследования должны быть направлены на экспериментальную проверку работы алгоритма, где особенно важно провести верификацию процесса описания профессиональных компетенций через атрибуты профессиональных стандартов, а затем проверить корректность сопоставления с классификаторами патентов и научных публикаций в едином семантическом пространстве.

Для снижения вычислительных затрат при проведении экспериментальных исследований целесообразно использовать методы кластеризации, аналогично использованные в работе [8]. Вместо попарного сравнения всех векторов профессиональных функций со всеми векторами рубрик МПК и Рубрикатора ВИНТИ, что

Следует отметить, что настоящее исследование носит преимущественно концептуально-методологический характер и направлено прежде всего на разработку теоретической схемы сопоставления профессиональных компетенций с технологическими классификаторами.

при масштабировании на всю базу профессиональных стандартов (более 1700 документов) и десятки тысяч рубрик потребовало бы значительных вычислительных ресурсов, предлагается на первом этапе кластеризовать векторные пространства профессиональных функций и технологических рубрик. Последующее сопоставление может осуществляться на уровне кластеров, а не отдельных векторов, что позволит сократить количество необходимых вычислений и ускорить процесс построения таблиц соответствия без существенной потери точности семантической близости.

Следует отметить, что настоящее исследование носит преимущественно концептуально-методологический характер и направлено прежде всего на разработку теоретической схемы сопоставления профессиональных компетенций с технологическими классификаторами. Проведение полноценной практической апробации требует формирования репрезентативного корпуса профессиональных стандартов, патентной и публикационной информации, а также значительных вычислительных ресурсов для построения и анализа единого семантического пространства. В связи с этим экспериментальная проверка модели выходит за рамки настоящего исследования и рассматривается как самостоятельное направление дальнейшей работы.

Список литературы

1. Глазьев, С. Ю. Теория долгосрочного технико-экономического развития / С. Ю. Глазьев. – М.: ВлаДар, 1993. – 310 с.
2. Перес, К. Технологические революции и финансовый капитал: динамика пузырей и периодов процветания / К. Перес; пер. с англ. – М.: Дело, 2011. – 232 с.
3. Пульман, А. Л. Дельфи-метод экспертных оценок / А. Л. Пульман, А. А. Пузыревская // Science Time. – 2021. – № 5 (89). – С. 105–106.
4. Senthurvelautham, S. and Senanayake, N. (2023), "A machine learning-based job forecasting and trend analysis system to predict future job markets using historical data", in *Proceedings of the 8th IEEE International Conference for Convergence in Technology 2023 (I2CT 2023)*, Lonavla, India, 7–9 April 2023. Piscataway: IEEE, 10126233. DOI: 10.1109/I2CT57861.2023.10126233.
5. Bakhshi, H., Downing, J. M., Osborne, M. A. and Schneider, P. (2017), *The future of skills: Employment in 2030*. Pearson, London, UK.
6. Gruetzemacher, R., Paradice, D. and Lee, K. B. (2020), "Forecasting extreme labor displacement: A survey of AI practitioners", *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 161, pp. 120–323.
7. Webb, M. (2019), "The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market", *SSRN Electronic Journal*. available at: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3482150 (Accessed 7 May 2026). DOI: 10.2139/ssrn.3482150.
8. Ha, T., Lee, M., Yun, B. and Coh, B.-Y. (2022), "Job forecasting based on the patent information: A word embedding-based approach", *IEEE Access*, vol. 10, pp. 7223–7233.
9. Ha, T. and Moon, A. (2025), "Job demand estimation using text embeddings of patent classification codes and occupational data", *IEEE Access*, vol. 13, pp. 1–14.
10. Rotolo, D., Hicks, D. and Martin, B. R. (2015), "What is an emerging technology?", *Research Policy*, no. 44 (10), pp. 1827–1843. DOI: 10.1016/j.respol.2015.06.006.

Информация об авторе

Александр Олегович Везилов, доктор технических наук, заведующий лабораторией информационной поддержки отраслевых проектов, ФГБУН «Всероссийский институт научной и технической информации» Российской академии наук (Москва, ул. Усиевича, д. 20); ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9117-1267>; SPIN: 2267-1816; vezirov2008@mail.ru

References

1. Glazyev, S. Yu. (1993), *Theory of long-term technical and economic development*. VIDar, Moscow, Russia.
2. Perez, C. (2011), *Technological revolutions and financial capital: The dynamics of bubbles and golden ages*. Translated from English, Delo, Moscow, Russia.
3. Pulman, A. L. and Puzyrevskaya, A. A. (2021), "Delphi method of expert assessments", *Science Time*, no. 5, pp. 105–106.
4. Senthurvelautham, S. and Senanayake, N. (2023), "A machine learning-based job forecasting and trend analysis system to predict future job markets using historical data", in *Proceedings of the 8th IEEE International Conference for Convergence in Technology 2023 (I2CT 2023)*, Lonavla, India, 7–9 April 2023. Piscataway: IEEE, 10126233. DOI: 10.1109/I2CT57861.2023.10126233.
5. Bakhshi, H., Downing, J. M., Osborne, M. A. and Schneider, P. (2017), *The future of skills: Employment in 2030*. Pearson, London, UK.
6. Gruetzemacher, R., Paradice, D. and Lee, K. B. (2020), "Forecasting extreme labor displacement: A survey of AI practitioners", *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 161, pp. 120323.

7. Webb, M. (2019), "The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market", *SSRN Electronic Journal*. available at: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3482150 (Accessed 7 May 2026) DOI: 10.2139/ssrn.3482150.
8. Ha, T., Lee, M., Yun, B. and Coh, B.-Y. (2022), "Job forecasting based on the patent information: A word embedding-based approach", *IEEE Access*, vol. 10, pp. 7223–7233.
9. Ha, T. and Moon, A. (2025), "Job demand estimation using text embeddings of patent classification codes and occupational data", *IEEE Access*, vol. 13, pp. 1–14.
10. Rotolo, D., Hicks, D. and Martin, B. R. (2015), "What is an emerging technology?", *Research Policy*, no. 44 (10), pp. 1827–1843. DOI:10.1016/j.respol.2015.06.006.

Information about the author

Aleksandr O. Vezirov, Dr. Sci. (Engineering), Head of the Laboratory for Information Support of Sectoral Projects, Russian Institute of Scientific and Technical Information of the Russian Academy of Sciences (Moscow, Usievich str., 20); ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9117-1267>, SPIN: 2267-1816; vezirov2008@mail.ru

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.
The author declares no conflict of interests.

Поступила в редакцию (Received) 10.04.2026
Доработана после рецензирования (Revised) 12.05.2026
Принята к публикации (Accepted) 13.05.2026