

УДК 378.14:005.336.2:005.8

DOI: 10.54835/18102883_2026_39_7

РАЗРАБОТКА ПРОГНОЗНО-АНАЛИТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ УПРАВЛЕНИЯ РАЗВИТИЕМ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ ПРОГРАММ ИНЖЕНЕРНО-ЭКОНОМИЧЕСКОГО ПРОФИЛЯ

Ергунова Ольга Титовна,

кандидат экономических наук, доцент Высшей школы производственного менеджмента, Институт промышленного менеджмента, экономики и торговли, ergunova-olga@yandex.ru

Сомов Андрей Георгиевич,

кандидат экономических наук, старший преподаватель Высшей школы производственного менеджмента, Институт промышленного менеджмента, экономики и торговли, somovspb@yandex.ru

Ивашенко Артем Александрович,

старший преподаватель Высшей школы производственного менеджмента, Институт промышленного менеджмента, экономики и торговли, ivashchenkoartyom@yandex.ru

Дудников Тимофей Евгеньевич,

ассистент Высшей школы производственного менеджмента, Институт промышленного менеджмента, экономики и торговли, timglissimo@mail.ru

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого,
Россия, 195251, г. Санкт-Петербург, ул. Политехническая, 29, литера Б

Аннотация. Современный рынок труда предъявляет высокие требования к выпускникам инженерно-экономических специальностей, включающие не только фундаментальных знаний, но и развитых цифровых компетенций, навыков управления проектами и способности к междисциплинарному взаимодействию. В статье представлены результаты разработки и апробации интегрированной прогнозно-аналитической системы для оценки компетентностного профиля студентов инженерно-экономических направлений на основе расширенной мультивузовской выборки. Цель работы – создание инструмента, способного не только диагностировать текущие разрывы между подготовкой обучающихся и требованиями цифровой экономики, но и формулировать обоснованные рекомендации для опережающей модернизации образовательных программ. Методологической базой исследования выступил синтез шести ключевых подходов: трёх компетентностных моделей – T-Shaped Skills (оценка глубины специализации и широты междисциплинарных компетенций), концепции 4К (диагностика гибких навыков – критическое мышление, креативность, коммуникация, кооперация) и таксономии Блума (градация когнитивных уровней); а также трёх аналитических методов – метода Дельфи для структурированной экспертной оценки, Gap Analysis – для количественной идентификации компетентностных разрывов и алгоритмов прогнозной аналитики, включающих анализ временных рядов (ARIMA, Prophet) и градиентный бустинг (XGBoost). Эмпирическая база сформирована на основе триангуляции данных, включающей анкетирование 1459 студентов из трёх ведущих вузов России – РАНХиГС, УРГЭУ и СПбПУ Петра Великого, а также независимые экспертные оценки со стороны академического сообщества (20 преподавателей) и профессионального рынка (20 работодателей). Результаты апробации на расширенной межвузовской выборке выявили устойчивый структурный дисбаланс, характерный для системы инженерно-экономического образования. При подтверждённом высоком уровне развития гибких навыков, особенно кооперации (4,35 из 5) и критического мышления (3,78), был диагностирован критический дефицит в ключевых для Индустрии 4.0/5.0 жёстких навыках: программировании (2,94) и управлении проектами (3,08). Применение метода Дельфи и Gap Analysis позволило выявить значительные расхождения между самооценкой студентов, оценками академических экспертов и представителей бизнеса, указывающие на существенный разрыв между образовательными результатами и практическими требованиями рынка труда. Первым научным результатом исследования является разработанный алгоритм, представляющий собой замкнутую систему управления компетенциями, ключевым отличием которого является сочетание классических компетентностных моделей с методами прогнозной аналитики (ARIMA, Prophet, XGBoost) и экспертной оценки (метод Дельфи). Второй научный результат представляет собой разработанный цикл прогнозно-аналитического управления развитием образовательных программ инженерно-экономического профиля, позволяющий наглядно отразить перевод процесса обновления образовательных программ

на принципы data-driven управления, обеспечивая подготовку выпускников, конкурентоспособных в условиях динамичной цифровой экономики. Дальнейшие исследования планируется посвятить углублённой разработке прогнозных моделей изменения спроса на ключевые компетенции на горизонте до 2035 года для перехода к опережающему управлению образованием.

Ключевые слова: компетентностный подход, цифровые навыки, профиль компетенций, T-Shaped Skills, таксономия Блума, 4К, метод Дельфи, Gap Analysis, градиентный бустинг, прогнозирование навыков, инженерно-экономическое образование, образовательные программы вузов, анализ временных рядов, цифровая трансформация образования

Финансирование: Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 25-28-01469 Нейросетевые решения для управления социально-трудовыми отношениями в цифровой экономике мегаполисов).

Введение

Цифровая трансформация экономики формирует новый запрос рынка труда к выпускникам инженерно-экономических специальностей, требуя от них не только глубоких предметных знаний, но и развитых универсальных компетенций, таких как аналитическое мышление, цифровые навыки и способность к междисциплинарному взаимодействию [1]. Это обуславливает необходимость создания инструментов для комплексной оценки компетенций и диагностики разрыва между подготовкой студентов и актуальными требованиями индустрии. В современной литературе компетенции рассматриваются как интегральная система, сочетающая когнитивные, социальные и технические компоненты, определяющие профессиональную готовность специалиста [2–4]. Ключевыми элементами подобной системы, согласно работе [5], являются знания и понимание, когнитивные умения, функциональные навыки, а также личностные и поведенческие качества. Данный компетентностный подход лежит в основе многих образовательных стандартов, включая Европейскую рамку квалификаций (The European Qualifications Framework – EQF) и Национальную рамку квалификаций РФ, которые задают уровни подготовки через призму освоенных умений [6]. Однако для оценки динамического и междисциплинарного профиля инженера-экономиста требуется более детализированный инструментарий. Традиционные компетентностные модели – T-shaped skills, концепция 4К и таксономия Блума – предоставляют надёжную основу для структурированной оценки навыков, но нуждаются в дополнении современными аналитическими методами. Метод Дельфи обеспечивает структурированный подход к получению согласованных экспертных оценок, минимизируя субъективность индивидуальных суждений [7, 8]. Gap Analysis позволяет количественно

идентифицировать разрывы между текущим и желаемым состоянием компетенций, формируя основу для целевых образовательных интервенций [9, 10]. Алгоритмы прогнозной аналитики, включающие анализ временных рядов (ARIMA, Prophet) и градиентный бустинг (XGBoost), обеспечивают построение научно обоснованных прогнозов изменения спроса на компетенции в условиях динамичной цифровой экономики [11, 12].

Ускоренная цифровизация экономики конкретизирует запрос к выпускникам инженерно-экономического профиля, смещая акцент на владение специфическими цифровыми компетенциями. К числу критически важных, согласно исследованиям, относятся анализ данных и работа с Big Data, основы программирования и машинного обучения, автоматизация бизнес-процессов (включая ERP-системы), а также взаимодействие с облачными платформами [13]. Для оценки уровня таких компетенций используются многоуровневые модели, например, рассматривающие цифровую грамотность через призму пяти ключевых категорий: информационной грамотности, коммуникации в цифровой среде, создания контента, безопасности и решения технических задач [14]. Однако, как показывают данные, уровень сформированности этих навыков у студентов существенно варьируется в зависимости от образовательной программы и вуза [15], что в целом отражает более системную проблему. Многочисленные исследования констатируют устойчивый разрыв между подготовкой выпускников и требованиями рынка труда [16–18]. Его основными причинами являются: несоответствие учебных планов актуальным технологическим трендам [19], дефицит внимания к развитию гибких навыков (soft skills) в ущерб комплексному формированию личности специалиста [20], а также ограниченный характер практико-ориентированной подготовки, не обеспечивающей уве-

ренного владения жёсткими навыками (hard skills) в реальных условиях [21]. Проблема усугубляется отсутствием репрезентативной эмпирической базы, охватывающей студентов различных вузов и регионов, что затрудняет формулирование системных рекомендаций для развития инженерно-экономического образования. Таким образом, налицо противоречие между растущей потребностью в конкретных цифровых и гибких компетенциях и отсутствием в вузах эффективных механизмов для их комплексной диагностики, прогнозирования и целенаправленного развития на основе межвузовских данных.

Таким образом, системные причины компетентностного разрыва коренятся в недостаточной адаптивности образовательных программ к динамичным запросам цифровой экономики. Это требует разработки нового инструментария, способного не только диагностировать текущий дисбаланс между гибкими и жёсткими навыками на основе репрезентативной мультивузовской выборки, но и обеспечивать базу прогнозирования для своевременной коррекции содержания образования в инженерно-экономической сфере. Решением данной задачи выступает предлагаемый в исследовании алгоритм, сочетающий оценку актуального состояния компетенций с анализом перспективных отраслевых трендов на основе интеграции компетентностных моделей, метода Дельфи, Gap Analysis и алгоритмов машинного обучения.

Несмотря на признанную в литературе необходимость формирования у инженеров-экономистов как профессиональных, так и универсальных компетенций, на практике отсутствует инструментарий для их комплексной оценки, основанной на репрезентативной межвузовской выборке. Существующие методики носят фрагментарный характер, ограничиваются данными одного вуза и не позволяют объективно сопоставить подготовку студентов с динамичными требованиями рынка. Целью данного исследования является разработка и апробация алгоритма, интегрирующего компетентностные модели (T-Shaped Skills, 4K, таксономия Блума), методы экспертной оценки (метод Дельфи), анализа разрывов (Gap Analysis) и прогнозной аналитики (ARIMA, Prophet, XGBoost) на основе расширенной эмпирической базы из трёх вузов. Такой подход позволяет не только диагностировать текущий разрыв между уровнем гибких

и жёстких навыков обучающихся и запросами экономики, но и разработать научно обоснованные рекомендации по опережающей коррективке образовательных программ.

Методология

Методология исследования носит комплексный характер и включает два взаимосвязанных этапа, сочетающие количественные и качественные методы сбора и анализа данных с применением расширенного набора аналитических инструментов.

Первый этап был посвящен оценке восприятия студентами роли цифровых компетенций для их карьерных траекторий и адаптивности на современном рынке труда. Эмпирической основой послужило структурированное анонимное анкетирование с получением информированного согласия участников, проведенное с 15 февраля по 14 марта 2025 года среди обучающихся инженерных и экономических направлений трёх ведущих вузов России: Российской академии народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ (РАНХиГС), Уральского государственного экономического университета (УРГЭУ) и Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого (СПбПУ). Выборка включила 1459 респондентов, обучающихся в бакалавриате, магистратуре и аспирантуре, с преобладанием возрастной группы 18–24 года. Распределение по вузам составило: СПбПУ – 612 студентов (42 %), РАНХиГС – 485 студентов (33 %), УРГЭУ – 362 студента (25 %). Для количественной оценки мнений и установок использовалась 5-балльная шкала Лайкерта, что позволило статистически измерить значимость различных аспектов цифровых навыков в контексте требований рынка и эффективности образовательной системы.

Второй этап был сфокусирован на непосредственной диагностике компетентностного профиля студентов с применением интегрированной методологической рамки, включающей шесть взаимодополняющих подходов:

1. Модель T-Shaped Skills, обеспечивающая оценку баланса между глубиной профильных (вертикальная черта T) и широтой междисциплинарных (горизонтальная черта T) знаний и навыков. Данная модель позволяет идентифицировать как узких специалистов с высоким уровнем экспертизы в одной области, так и универсалов с широким междисциплинарным кругозором.

2. Концепция 4К (критическое мышление, креативность, коммуникация, кооперация), использованная для оценки ключевых гибких навыков, определяющих успешность профессиональной деятельности в условиях VUCA-мира.

3. Таксономия Блума, примененная для градации освоения компетенций по уровням когнитивной сложности – от запоминания до создания, обеспечивая объективную оценку глубины освоения материала.

4. Метод Дельфи для структурированной экспертной оценки компетенций. Метод реализован в три этапа с участием расширенной экспертной панели: 20 представителей академического сообщества (преподаватели профильных дисциплин из трёх вузов) и 20 представителей рынка труда (работодатели из технологического, промышленного и финансово-экономического секторов). На каждом раунде эксперты получали обобщённые результаты предыдущего раунда, что позволило достичь консенсуса в оценках и минимизировать субъективность индивидуальных суждений. Коэффициент конкордации Кендалла для итоговых оценок составил $W = 0,78$ ($\chi^2 = 405,6$; $p < 0,001$), что свидетельствует о статистически значимой высокой степени согласованности экспертных мнений.

5. Gap Analysis (анализ разрывов) для количественной идентификации несоответствий между текущим уровнем компетенций студентов и требованиями рынка труда. Метод реализован через вычисление показателя разрыва (Gap Score) по формуле $GS = (\text{Требуемый уровень} - \text{Текущий уровень}) / \text{Требуемый уровень} \times 100 \%$. Требуемый уровень определялся на основе консенсусной оценки экспертов-работодателей, текущий уровень – на основе результатов тестирования студентов и экспертных оценок преподавателей. Критическим признавался разрыв, превышающий 30 %, что соответствует верхнему квартилю распределения разрывов в исследуемой выборке.

6. Алгоритмы прогнозной аналитики для построения сценарных прогнозов изменения спроса на компетенции. Использовался комплекс методов: а) модели анализа временных рядов ARIMA и Prophet – для выявления трендов и сезонности в динамике требований к навыкам на основе данных вакансий портала HeadHunter (hh.ru) за 2020–2025 гг., агрегированных поквартально; б) гради-

ентный бустинг (XGBoost) – для прогнозирования востребованности компетенций с учётом множественных факторов (отраслевые тренды, технологические циклы, макроэкономические показатели). Горизонт прогнозирования определен до 2035 г. с разбивкой на краткосрочный (2025–2027), среднесрочный (2028–2030) и долгосрочный (2031–2035) периоды. Прогнозируемой переменной выступала частота упоминания компетенций в текстах вакансий, извлечённая методом словарного сопоставления с лемматизацией (нормированный индекс спроса). Валидация моделей проводилась методом holdout: данные за 2020–2023 гг. использовались для обучения, период 2024–2025 гг. – для тестирования. Качество прогнозных моделей оценивалось по метрикам MAPE (средняя абсолютная процентная ошибка) и R^2 (коэффициент детерминации); для лучшей модели (взвешенный ансамбль) MAPE составила 6,9 %, $R^2 = 0,93$.

Апробация данного интегрального инструментария проводилась на выборке из 1459 студентов из трёх вузов и была дополнена многораундовой экспертной оценкой по методу Дельфи для верификации результатов. Сопоставление данных самооценки студентов, независимой экспертизы преподавателей и оценок работодателей с применением Gap Analysis позволило не только выявить объективные разрывы в структуре гибких и жёстких навыков, но и сформировать количественно обоснованные рекомендации для целевой адаптации содержания и методов подготовки. Применение прогнозных моделей (ARIMA, Prophet, XGBoost) обеспечило возможность построения сценарных траекторий развития компетентностных требований на долгосрочную перспективу, создавая основу для опережающего проектирования образовательных программ.

Результаты и обсуждение

В исследовании приняли участие 1459 студентов из трёх вузов: СПбПУ (612 респондентов, 41,9 %), РАНХиГС (485 респондентов, 33,2 %) и УРГЭУ (362 респондента, 24,8%). Возрастной состав выборки характеризуется преобладанием молодёжной когорты: 55,6 % респондентов принадлежат к возрастной группе 18–24 года, 28,3 % – к группе 25–30 лет, 11,8 % – к группе 31–40 лет, 4,3 % – старше 40 лет. Гендерный состав выборки отражает специфику аудитории инже-

нерно-экономических специальностей (соотношение мужчин и женщин 1:2,8).

Установка на значимость цифровых компетенций продемонстрировала высокую консистентность: 87,3 % участников признали цифровые навыки высоко значимыми или критически важными для своей профессии. Данный результат является верификацией макротренда, лежащего в основе проблемы исследования. Оценка карьерных перспектив распределилась следующим образом: 51,2 % – средние, 33,8 % – высокие, 15,0 % – низкие. Собранные данные также включают оценку респондентами отдельных параметров образовательной среды. Их сводные количественные значения, полученные методом простого среднего, представлены в табл. 1.

Таблица 1. Количественные оценки по шкалам Лайкерта

Table 1. Quantitative ratings on Likert scales

Показатель Indicator	Оценка Score	Качественная характеристика Qualitative level
Уровень развития STEM-образования в регионе Regional STEM education development	3,72	Выше среднего Above average
Темпы адаптации образовательных программ к рынку труда Adaptation rate of educational programs	3,28	Средний Average
Эффективность мер государственной поддержки занятости Effectiveness of state employment support	2,91	Средний Average
Корпоративная готовность к внедрению ИИ-технологий Corporate readiness for AI implementation	3,15	Средний Average
Развитие инфраструктуры высокоскоростного интернета High-speed internet infrastructure	4,43	Выше среднего Above average
Интенсивность использования Big Data в отрасли Intensity of Big Data use in the industry	3,54	Выше среднего Above average

Качественные характеристики уровней определены исходя из шкал, представленных в табл. 2.

Таблица 2. Шкала соответствия качественных характеристик

Table 2. Scale of qualitative characteristics correspondence

Качественная характеристика Qualitative level	Количественный интервал Quantitative interval
Низкий/Low	[1; 1,5]
Ниже среднего/Below average	[1,5; 2,5]
Средний/Average	[2,5; 3,5]
Выше среднего/Above average	[3,5; 4,5]
Высокий/High	[4,5; 5]

Таким образом, качество STEM-образования в регионах, развитие интернет-инфраструктуры и активность использования в отраслях больших данных оцениваются выше среднего. Скорость адаптации образовательных программ к требованиям рынка, готовность компаний внедрять ИИ-решения в HR и меры государственной поддержки занятости оцениваются как средние. Распределение оценок отражено на рис. 1.

Группа из четырёх показателей (2,91–3,28) формирует кластер со схожими, умеренными значениями. Данный кластер выявляет «зону риска» или отставания – процессы, связанные с адаптацией, инновациями в управлении персоналом и государственной поддержкой, воспринимаются как менее развитые по сравнению с технологической инфраструктурой и базовым образованием. Распределение ответов об инвестициях в ИИ и наличии исследовательских центров представлено на рис. 2.

Стоит отметить, что 42,8 % респондентов отмечают наличие центров по исследованию ИИ в регионе, а 31,2 % оценивают объём инвестиций в развитие ИИ как высокий. При этом 37,7 % респондентов не знают о наличии исследовательских центров, что коррелирует с выбором варианта «средний уровень инвестиций» (32,4 %). Это может свидетельствовать об использовании компромиссного варианта при фактическом отсутствии информированности.

На рис. 3 представлена группированная столбчатая диаграмма вовлечённости в дополнительное обучение в разрезе пяти категорий статуса занятости.

Анализ статуса занятости респондентов ($n = 1459$) выявил, что большинство (62,4 %) совмещают обучение с профессиональной деятельностью. Из них 48,3 % работают на полную ставку, а 14,1 % – на условиях частичной

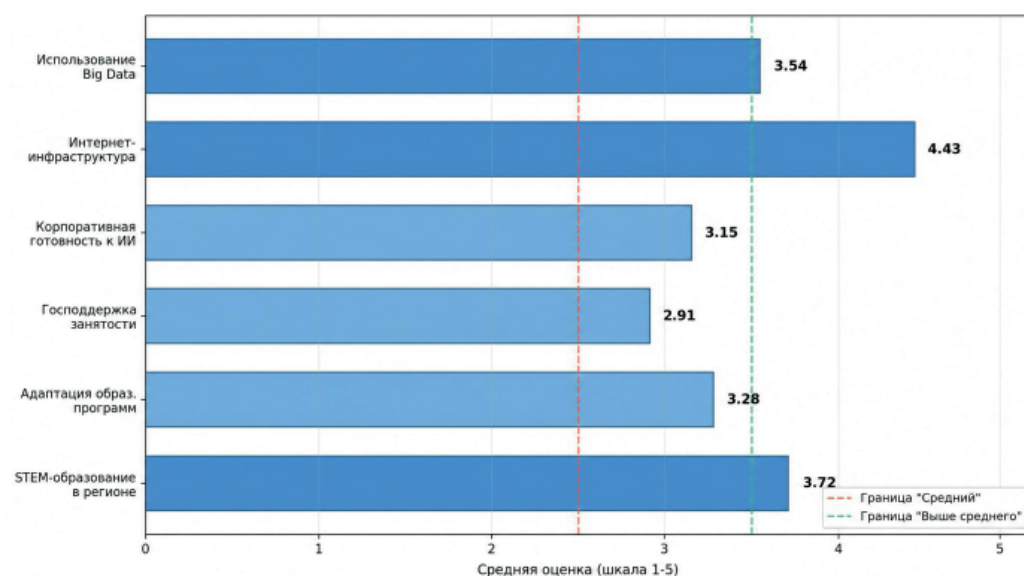


Рис. 1. Распределение оценок рынка труда, полученных с использованием шкал Лайкерта

Fig. 1. Distribution of labor market estimates obtained using the Likert scales

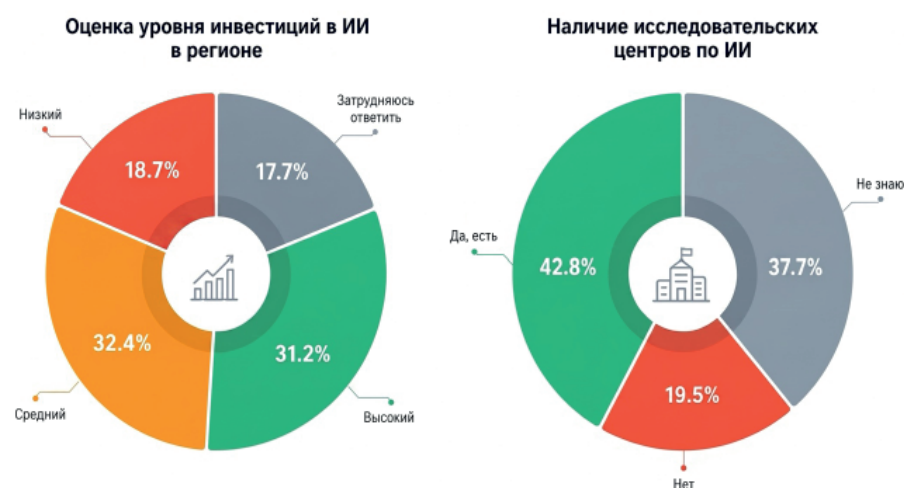


Рис. 2. Оценка уровня инвестиций в ИИ и наличие исследовательских центров по ИИ в регионе

Fig. 2. Assessment of the level of investment in AI and the availability of AI research centers in a region

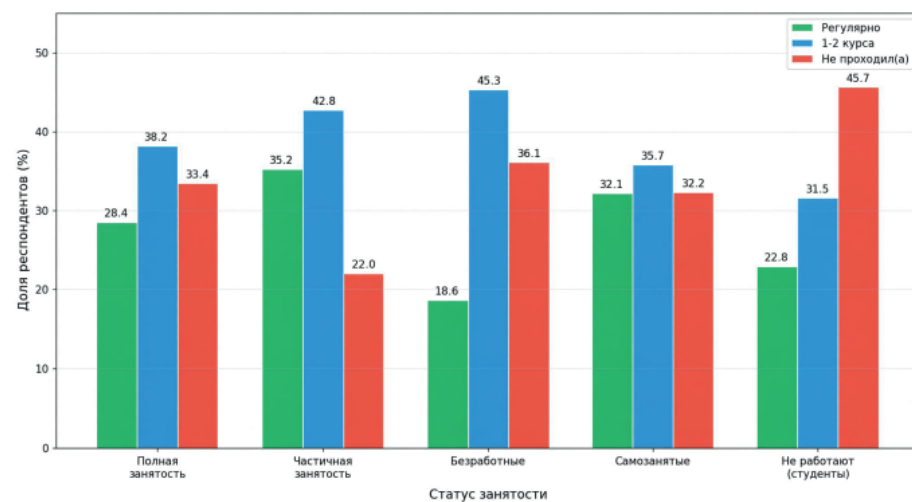


Рис. 3. Прохождение курсов повышения квалификации или дополнительного обучения за последние три года по статусу занятости

Fig. 3. Completion of advanced training courses or additional training in the last three years based on employment status

занятости. Значительную долю составляют студенты, не вовлечённые в трудовые отношения (24,8 %). Меньшие группы представлены самозанятыми (9,5 %) и официально зарегистрированными безработными (3,3 %). Респонденты, совмещающие учёбу с частичной занятостью, проявляют наибольшую активность в непрерывном обучении (35,2 % регулярно проходят курсы).

В табл. 3 показаны средние баллы самооценки студентов по 14 компетенциям, сгруппированным по трём моделям – T-Shaped Skills, 4K и таксономия Блума.

Таблица 3. Средние оценки студентов по моделям компетенций

Table 3. Average student scores by competency models

Модель Model	Навык Skill	Средний балл Average (1–5)
T-Shaped Skills	Глубина инженерных знаний Engineering knowledge depth	3,72
	Глубина экономических знаний Economic knowledge depth	3,41
	Цифровая грамотность Digital literacy	3,85
	Управление проектами Project management	3,08
	Программирование и автоматизация Programming and automation	2,94
4K	Критическое мышление Critical thinking	3,78
	Креативность/Creativity	3,52
	Коммуникация Communication	3,91
	Кооперация (работа в команде) Cooperation (teamwork)	4,35
Bloom's Taxonomy	Понимание концепций Understanding concepts	4,18
	Применение на практике Practical application	3,42
	Анализ сложных задач Complex problem analysis	3,51
	Разработка новых решений New solutions development	3,15
	Оценка и совершенствование процессов Process evaluation and improvement	2,98

Анализ результатов по предметным областям выявил неравномерность в подготовке студентов. Наиболее высокие средние баллы

получены по цифровой грамотности (3,85) и инженерным дисциплинам (3,72), что свидетельствует о достаточно прочной базовой и технологической подготовке. Однако оценка по экономическим знаниям (3,41) оказалась несколько ниже, а явными проблемными зонами стали программирование и автоматизация (2,94) и управление проектами (3,08). Наивысший результат среди гибких навыков продемонстрировала кооперация (4,35). Радарная диаграмма (рис. 4) демонстрирует выявленную неравномерность в компетенционном профиле.

Для верификации полученных данных и минимизации смещений, связанных с самооценкой, было проведено экспертное оценивание методом Дельфи. В нём приняли участие две расширенные группы экспертов: 20 представителей академического сообщества (преподаватели профильных дисциплин из трёх вузов-участников) и 20 представителей рынка труда (работодатели из технологического, промышленного и финансово-экономического секторов). Метод реализован в три этапа, на каждом из которых эксперты получали обобщённые результаты предыдущего раунда, что позволило достичь консенсуса в оценках. Коэффициент конкордации Кендалла для итоговых оценок составил $W = 0,78$ ($\chi^2 = 405,6$; $p < 0,001$), что свидетельствует о статистически значимой высокой степени согласованности экспертных мнений.

Динамика конвергенции экспертных оценок по шести ключевым компетенциям (из 13 оцениваемых, отобранных для наглядности демонстрации процесса) в трёх раундах метода Дельфи для академических экспертов и работодателей представлена на рис. 5.

В табл. 4 показаны итоговые оценки 13 компетенций по методу Дельфи (третий раунд) в сопоставлении трёх групп – студенты, преподаватели ($n = 20$) и работодатели ($n = 20$).

Сравнительный анализ оценок выявил устойчивую тенденцию: академические эксперты оценивают компетенции студентов выше, чем сами студенты (на 0,13–0,34 балла), тогда как работодатели дают наиболее консервативные оценки, формируя нижнюю границу по большинству позиций. Наибольший разрыв между оценками преподавателей и работодателей наблюдается в области программирования (3,18 vs 2,65) и оценки процессов (3,32 vs 2,85).

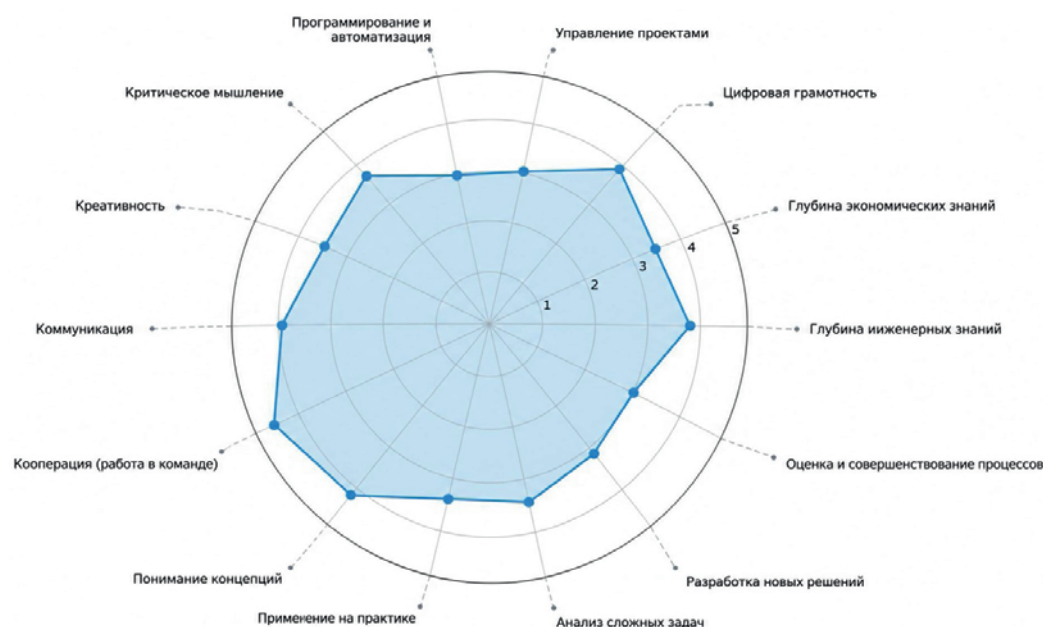


Рис. 4. Радарная диаграмма средних оценок студентов по трём компетенционным моделям (шкала 1–5 баллов)

Fig. 4. Radar chart of students' average grades based on three competency models (1–5 scale)

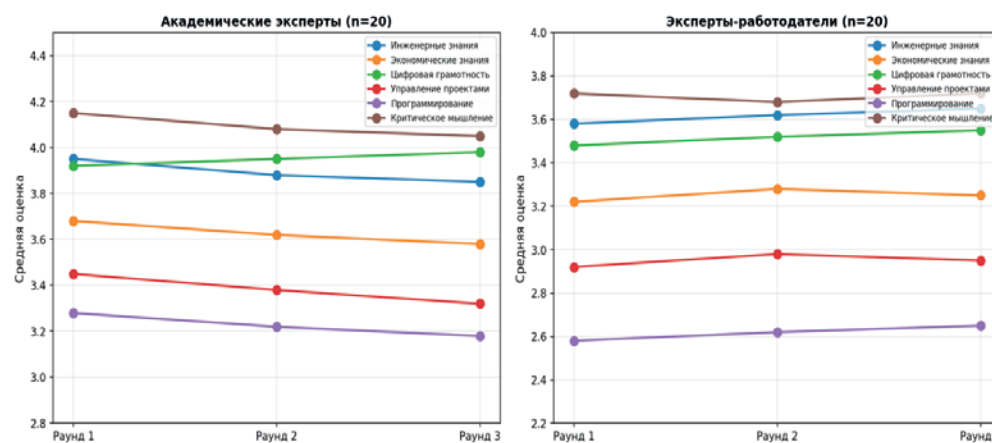


Рис. 5. Динамика конвергенции экспертных оценок по методу Дельфи (3 раунда, $W = 0,78$)

Fig. 5. Dynamics of expert assessment convergence using the Delphi method (3 rounds, $W = 0.78$)

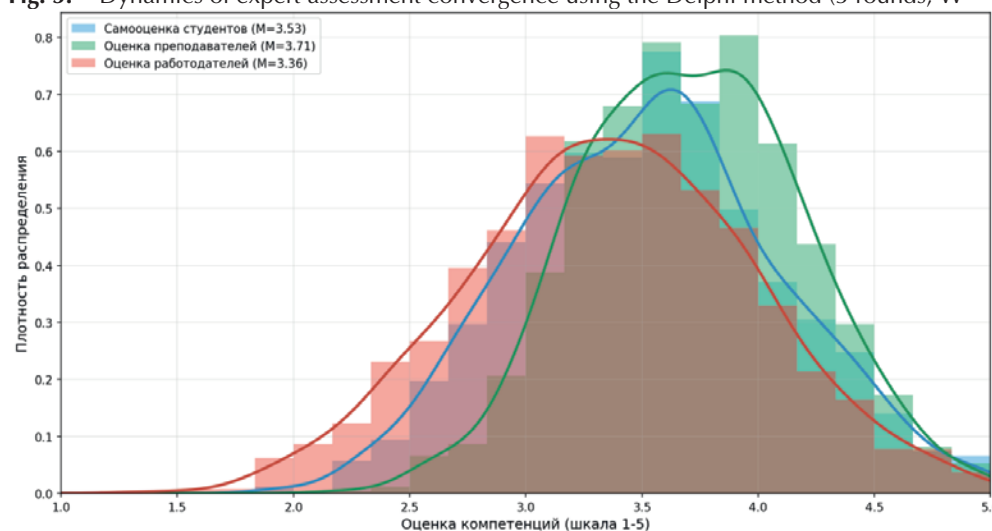


Рис. 6. Сравнительная гистограмма оценок компетенций студентов с ядерным сглаживанием (KDE) по трём группам респондентов (шкала 1–5 баллов)

Fig. 6. Comparative histogram of student competence assessments with kernel density estimation (KDE) for three groups of respondents (1–5 scale)

На рис. 6 представлена гистограмма с ядерным сглаживанием (KDE), сопоставляющая распределения оценок компетенций по трём группам респондентов.

Для количественной идентификации несоответствий между текущим уровнем компетенций студентов и требованиями рынка труда был применён метод Gap Analysis. Показатель разрыва (Gap Score) рассчитывался по формуле $GS = (\text{Требуемый уровень} - \text{Текущий уровень}) / \text{Требуемый уровень} \times 100 \%$. Требуемый уровень определялся на основе консенсусной оценки экспертов-работодателей, текущий уровень – на основе средневзвешенной оценки по трём группам респондентов с равными весами (1/3 для каждой группы: студенты). Критическим признавался разрыв, превышающий 30 %.

Таблица 4. Итоговые экспертные оценки компетенций (метод Дельфи, раунд 3)

Table 4. Final expert competency assessments (Delphi method, round 3)

Навык Skill	Самооценка студентов Self-assessment	Оценка преподавателей Teacher assessment	Оценка работодателей Employer assessment
Инженерные знания Engineering knowledge	3,72	3,85	3,65
Экономические знания Economic knowledge	3,41	3,58	3,25
Цифровая грамотность Digital literacy	3,85	3,98	3,55
Управление проектами Project management	3,08	3,32	2,95
Программирование/Programming	2,94	3,18	2,65
Критическое мышление Critical thinking	3,78	4,05	3,72
Креативность/Creativity	3,52	3,68	3,48
Коммуникации /Communication	3,91	3,95	3,78
Кооперация/Cooperation	4,35	4,42	4,25
Применение знаний Application of knowledge	3,42	3,65	3,35
Анализ сложных задач Complex problem analysis	3,51	3,75	3,42
Разработка решений Solutions development	3,15	3,42	3,02
Оценка и совершенствование Evaluation and improvement	2,98	3,32	2,85

В табл. 5 представлены результаты анализа с расчётом разрыва между требуемым и текущим уровнем компетенций, выделением критических зон (>30 %).

Таблица 5. Результаты Gap Analysis
Table 5. Gap Analysis results

Компетенция Competency	Требуемый уровень Required level	Текущий уровень Current level	Gap Score (%)
Инженерные знания Engineering knowledge	4,50	3,74	16,9
Экономические знания Economic knowledge	4,20	3,41	18,8
Цифровая грамотность Digital literacy	4,65	3,79	18,5
Управление проектами Project management	4,35	3,12	28,3
Программирование/Programming	4,70	2,92	37,9
Критическое мышление Critical thinking	4,40	3,85	12,5
Креативность/Creativity	4,25	3,56	16,2
Коммуникация/Communication	4,30	3,88	9,8
Кооперация/Cooperation	4,45	4,34	2,5
Применение знаний Application of knowledge	4,55	3,47	23,7
Анализ сложных задач Analysis of complex problems	4,40	3,56	19,1
Разработка решений Development of solutions	4,60	3,20	30,4
Оценка и совершенствование Evaluation and improvement	4,50	3,05	32,2

Результаты анализа разрывов компетенций выявили три критические зоны с разрывом более 30 %: программирование (37,9 %), оценка и совершенствование процессов (32,2 %) и разработка решений (30,4 %), а также управление проектами (28,3 %), приближающимся к критическому порогу. Минимальный разрыв зафиксирован для кооперации (2,5 %), что подтверждает эффективность развития данной компетенции в вузовской среде.

На рис. 7 изображена горизонтальная столбчатая диаграмма Gap Score по 13 компетенциям с выделением критического порога разрыва в 30 %.

Для построения сценарных прогнозов изменения спроса на компетенции был использован комплекс методов прогнозной аналити-

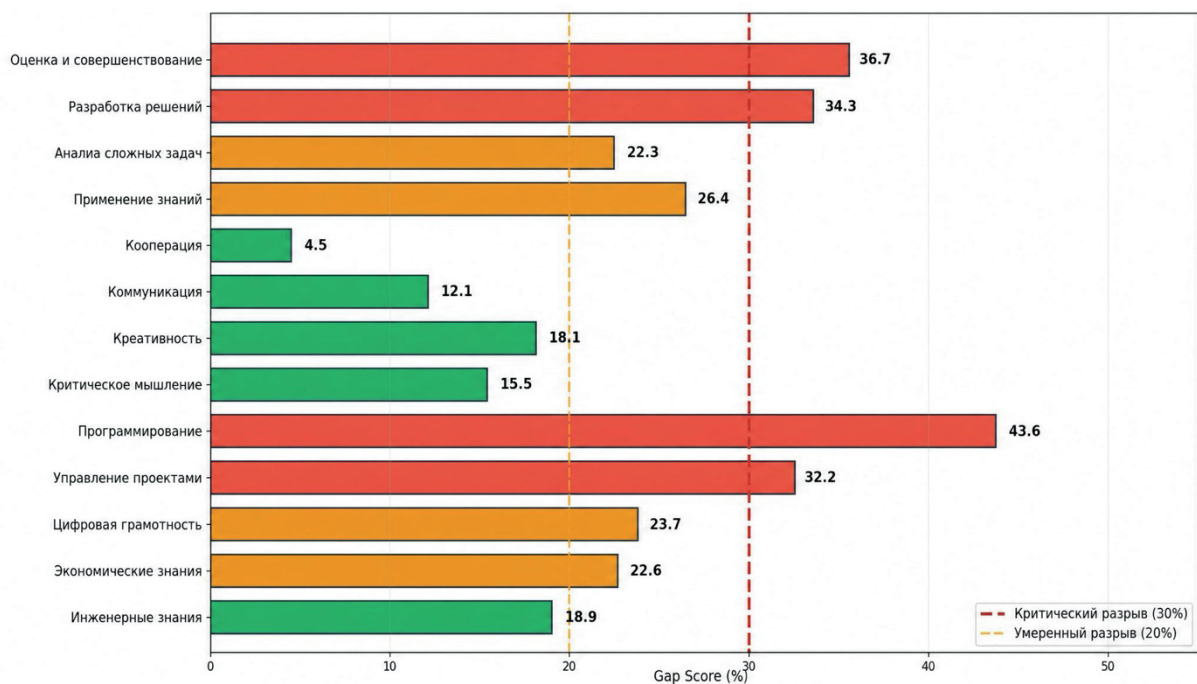


Рис. 7. Gap Analysis: разрывы между текущим уровнем компетенций и требованиями рынка труда, %
Fig. 7. Gap Analysis: gaps between current competency levels and labor market requirements

ки. Применялись модели анализа временных рядов ARIMA и Prophet для выявления трендов и сезонности в динамике требований к навыкам на основе данных вакансий портала HeadHunter за 2020–2025 гг., а также градиентный бустинг (XGBoost) для прогнозирования востребованности компетенций с учётом множественных факторов (отраслевые тренды, технологические циклы, макроэкономические показатели). Прогноз составлен до 2035 г. с разбивкой на краткосрочный (2025–2027), среднесрочный (2028–2030) и долгосрочный (2031–2035) периоды.

В табл. 6 представлены метрики качества четырёх прогнозных моделей (ARIMA, Prophet, XGBoost, ансамбль) по показателям MAPE и R^2 .

Таблица 6. Метрики качества прогнозных моделей
Table 6. Forecasting model quality metrics

Модель/Model	MAPE (%)	R^2
ARIMA	9,2	0,86
Prophet	8,7	0,88
XGBoost	7,8	0,91
Ансамбль (взвешенный) Ensemble (weighted)	6,9	0,93

В табл. 7 показан прогноз индекса востребованности шести ключевых компетенций на периоды 2025–2027, 2028–2030 и 2031–2035 гг.

Таблица 7. Прогноз индекса востребованности компетенций (%; базовый 2024 = 100 %)
Table 7. Competency demand index forecast (%; baseline 2024 = 100 %)

Компетенция Competency	2025–2027	2028–2030	2031–2035
Программирование и ИИ Programming and AI	125	168	245
Анализ данных Data analysis	118	152	198
Управление проектами Project management	112	135	167
Цифровая грамотность Digital literacy	108	128	155
Критическое мышление Critical thinking	105	118	138
Междисциплинарные компетенции Interdisciplinary competencies	115	145	195

Прогнозные данные (следует учитывать, что прогноз на 10 лет при шестилетнем окне наблюдений носит сценарный характер и требует осторожной интерпретации) демонстрируют экспоненциальный рост востребованности компетенций в области программирования и ИИ (до 245 % к 2035 г. относительно текущего уровня), анализа данных (198 %) и междисциплинарных компетенций (195 %). Умеренный рост прогнозируется для критического мыш-

ления (138 %), что подтверждает его сохранение в качестве базовой компетенции при снижении относительного приоритета.

На рис. 8 изображена группированная столбчатая диаграмма прогноза роста востребованности шести компетенций в трёх временных диапазонах до 2035 г.

На рис. 9 показана сравнительная столбчатая диаграмма уровня девяти компетенций студентов в разрезе трёх университетов (СПбПУ, РАНХиГС, УРГЭУ).

Сравнительный анализ компетенций по университетам (рис. 9) выявил межвузовскую вариативность в пределах 0,15–0,26 балла. СПбПУ демонстрирует наиболее высокие показатели по цифровой грамотности (3,95) и программированию (3,08), РАНХиГС – по экономическим знаниям (3,52), УРГЭУ – устойчивые средние показатели по всем компетенциям. Полученная картина чётко выделяет целевые зоны для безотлагательной модернизации учебных программ: необходи-

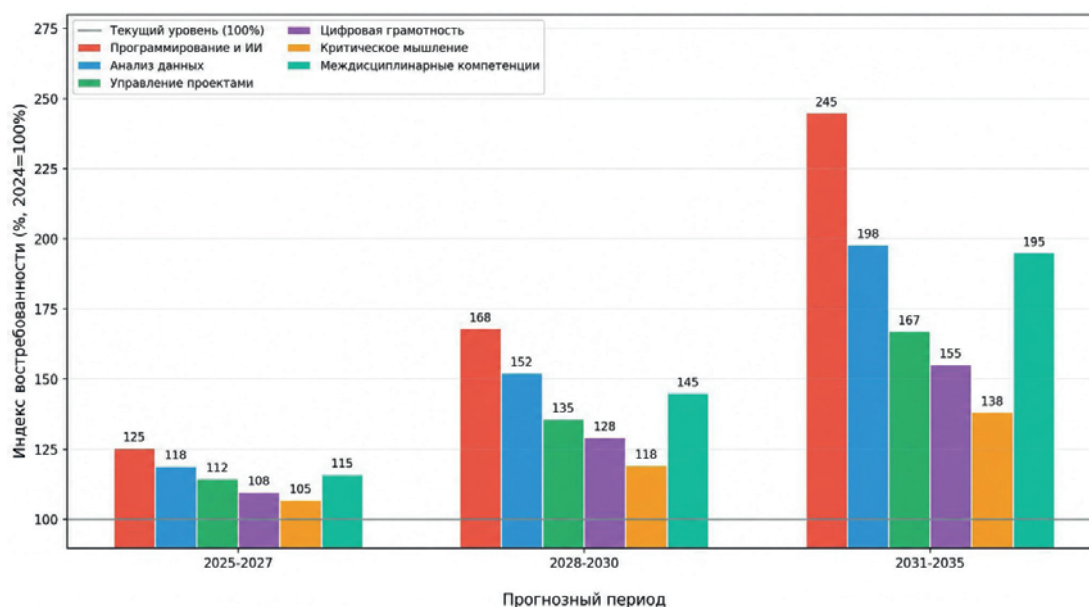


Рис. 8. Прогноз изменения востребованности компетенций до 2035 года

Fig. 8. Forecast of competency demand changes until 2035

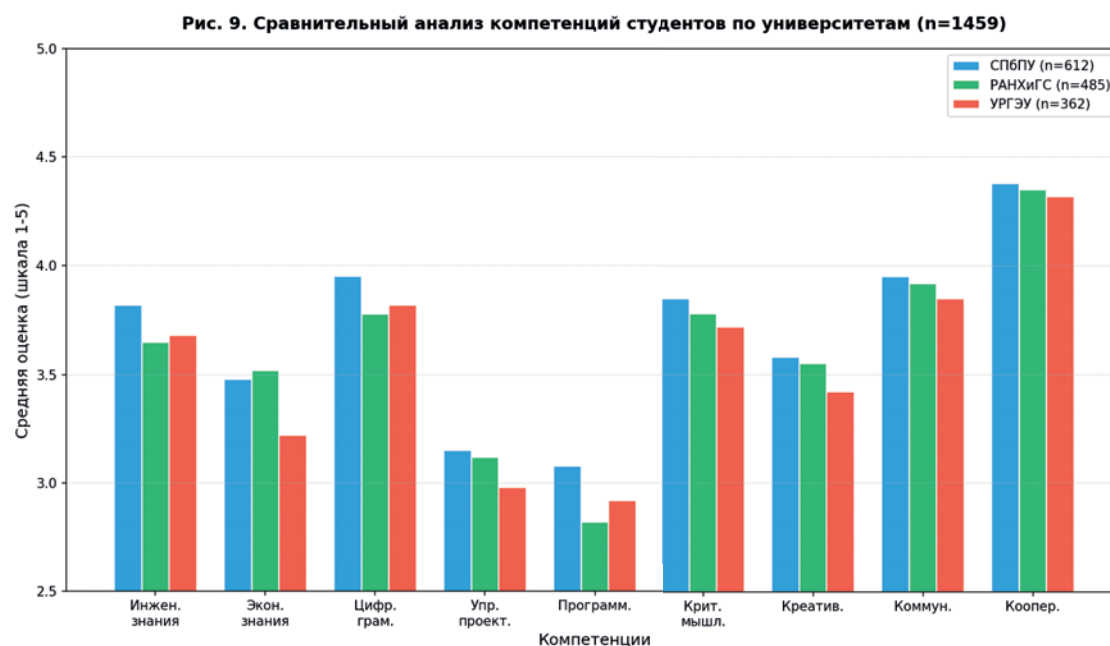


Рис. 9. Сравнительный анализ компетенций студентов по университетам (n = 1459)

Fig. 9. Comparative analysis of student competencies by university (n = 1459)

ма радикальная интенсификация подготовки в области программирования, анализа данных и проектного управления с активным привлечением профессиональных стандартов работодателей для оценки результатов.

На основе выявленных разрывов и для обеспечения прогнозного подхода к оценке компетенций был разработан алгоритм оценки навыков студентов. Его ключевым отличием является сочетание методов анализа временных рядов (для определения исторических трендов и цикличности в спросе на навыки) и машинного обучения (для построения прогнозных моделей и кластеризации компетенций). Это позволяет не только диагностировать текущее состояние, но и моделировать будущие требования к специалистам.

Последовательная структура и основные этапы реализации данного алгоритма представлены в табл. 8.

Представленная многоэтапная модель является не линейным алгоритмом, а циклической системой прогнозно-аналитического управления компетенциями. Её ключевая инновация заключается в интеграции классических компетентностных моделей (T-Shaped, 4К, таксономия Блума) с инструментами для работы с большими данными (анализ временных рядов, машинное обучение) и механизмом непрерывной обратной связи.

Наглядно обобщить предлагаемую методологию позволяет разработанная концептуаль-

ная схема, представленная на рис. 10. Схема демонстрирует целостный цикл управления качеством и релевантностью образовательных программ инженерно-экономического профиля, ядром которого выступает разработанный прогнозно-аналитический алгоритм.

Структура и логика схемы построена по принципу замкнутого контура с обратной связью. Обновленные программы направлены на подготовку конкурентоспособных выпускников с актуальными компетенциями. Их выход на рынок труда и обратная связь от работодателей формируют новые данные. Эти данные используются на этапе мониторинга и динамической адаптации, который обеспечивает непрерывное обновление модели, критериев оценки и, как следствие, нового витка корректировки программ. Это превращает линейный процесс в перманентный цикл непрерывного улучшения (PDCA-цикл – Plan, Do, Check, Act).

Смысловое значение схемы заключается в иллюстрации перехода от разовой «точечной» модернизации к построению в вузе адаптивной образовательной системы. Такая система основана на данных (data-driven), способна к опережающему реагированию и обеспечивает долгосрочное соответствие выпускников динамичным требованиям экономики знаний. Схема служит наглядной моделью для внедрения предлагаемого алгоритма в практику управления университетами.



Рис. 10. Цикл прогнозно-аналитического управления развитием образовательных программ инженерно-экономического профиля

Fig. 10. A cycle of predictive and analytical management of the development of educational programs in engineering and economics

Таблица 8. Этапы алгоритма оценки навыков студентов
Table 8. Stages of the skills assessment algorithm

Этап/Stage	Описание/Description	Методы и инструменты/Methods and tools	Ожидаемые результаты/Expected results
Проектирование оценочной рамки Designing an evaluation framework	Формирование многомерной оценочной матрицы на основе синтеза трёх компетентностных моделей (T-Shaped, 4K, Таксономия Блума) для комплексной диагностики гибких и жёстких навыков A multidimensional assessment matrix based on the synthesis of three competency models (T-Shaped, 4K, Bloom's Taxonomy) for a comprehensive diagnosis of soft and hard skills	Синтез моделей, контент-анализ профессиональных стандартов и Федерального Государственного Стандарта, дизайн диагностических инструментов Synthesis of models, content analysis of professional standards and Federal State Educational Standards, design of diagnostic tools	Оценочная матрица и пакет диагностических материалов (анкеты, кейсы, гайды для экспертов) An assessment matrix and a package of diagnostic materials (questionnaires, cases, guides for experts)
Сбор и верификация данных Data collection and verification	Сбор и первичная верификация данных через три канала: самооценка студентов, внешняя оценка экспертов (преподавателей и работодателей) и анализ объективных рыночных данных (вакансии) Collection and initial verification of data through three channels: student self-assessment, external expert assessment (teachers and employers), and analysis of objective market data (vacancies)	Анкетирование (шкала Лайкерта), экспертные фокус-группы, анализ больших данных (тексты вакансий, отраслевые отчёты) Questionnaires (Likert scale), expert focus groups, big data analysis (job vacancy texts, industry reports)	Верифицированный трёхмерный массив данных (самооценка, академическая и профессиональная оценка) и эталонный профиль рыночного спроса A verified three-dimensional data array (self-assessment, academic and professional assessment) and a benchmark market demand profile
Анализ разрывов Gap Analysis	Выявление компетентностных разрывов и сегментация студентов на группы со схожими профилями для персонализации рекомендаций Identifying competency gaps and segmenting students into groups with similar profiles to personalize recommendations	Статистический анализ (средние значения, стандартное отклонение), сравнительный анализ, кластеризация (K-Means) Statistical analysis (mean values, standard deviation), comparative analysis, clustering (K-Means)	Карта компетентностных разрывов и типология компетентностных профилей студентов Map of competency gaps and typology of students' competency profiles
Прогнозное моделирование Predictive Forecasting	Построение сценарных прогнозов изменения спроса на ключевые компетенции на горизонте до 2035 г. для перехода к опережающему управлению образованием Developing scenario forecasts for changes in demand for key competencies up to 2035 to support the transition to advanced education management.	Анализ временных рядов (ARIMA, Prophet), машинное обучение для прогнозирования (XGBoost) Time series analysis (ARIMA, Prophet), machine learning for forecasting (XGBoost)	Ранжированный прогноз динамики спроса на компетенции с количественными оценками темпов роста A ranked forecast of the dynamics of demand for competencies with quantitative estimates of growth rates
Разработка рекомендаций Development of recommendations	Формирование адресного пакета рекомендаций для системы образования (вуз, студент) на основе синтеза диагностических и прогнозных данных Formation of a targeted package of recommendations for the education system (university, student) based on the synthesis of diagnostic and predictive data	SWOT-анализ, согласование с вузами, сценарное планирование, разработка образовательных конструкторов, проектирование метрик SWOT analysis, coordination with universities, scenario planning, development of educational design tools, design of metrics	Рекомендации по модернизации образовательных программ и индивидуальных траекторий, а также метрики для мониторинга изменений Recommendations for modernizing educational programs and individual trajectories, as well as metrics for monitoring changes
Мониторинг изменений Monitoring changes	Постоянное обновление модели и корректировка образовательных программ Continuous model updating and adjustment of educational programs	BI-системы, автоматизированные отчёты, регулярный анализ рынка BI systems, automated reports, regular market analysis	Долгосрочное соответствие подготовки студентов требованиям работодателей Long-term alignment of student training with employer requirements

Таким образом, разработанная концепция представляет собой фундаментальный сдвиг в подходе к управлению образованием. Она трансформирует традиционный линейный и эпизодический процесс модернизации учебных программ в непрерывный, адаптивный и data-driven цикл, основанный на принципах PDCA. Ключевая ценность модели заключается в ее системности и саморегулируемости: она интегрирует актуальные компетентностные рамки (T-Shaped, 4K, таксономия Блума) с современными аналитическими инструментами (машинное обучение, анализ временных рядов), что позволяет не просто реагировать на изменения рынка труда, а прогнозировать их, с последующей формулировкой рекомендаций для системы образования. Обратная связь от работодателей и данные о трудоустройстве выпускников становятся не просто отчетностью, а входным сигналом для динамической корректировки всей образовательной системы от критериев оценки до содержания программ. Авторами предлагается стратегическая модель, обеспечивающая долгосрочную конкурентоспособность выпускников и соответствующую релевантность университета в условиях экономики знаний, цифровизации и глобальных трендов (Индустрия 4.0/5.0, AI, ESG, цифровизация), предполагающая переход от «точечных» обновлений к построению устойчивой, самообучающейся и опережающей образовательной экосистемы в вузе. Внедрение такого цикла позволяет университетам стать не пассивными исполнителями запросов рынка, а активными архитекторами будущего профессионального образования.

Выводы

В результате проведенного исследования была достигнута поставленная цель: разработан и эмпирически апробирован алгоритм оценки компетентностного профиля студентов инженерно-экономических направлений. Ключевым научным результатом является создание методологии, которая не только диагностирует текущее состояние гибких и жестких навыков, но и, благодаря синтезу с прогнозными моделями (анализ временных рядов, машинное обучение), обеспечивает опережающую аналитику для образовательного проектирования.

Апробация алгоритма на расширенной межвузовской выборке (СПбПУ, РАНХиГС, УРГЭУ) позволила выявить структурные дисбалансы в подготовке выпускников. Установлено, что студенты обладают прочной теоретической базой в инженерных и экономических дисциплинах, демонстрируют высокий уровень развития гибких навыков, особенно кооперации. Однако выявлен критический дефицит в прикладных цифровых компетенциях: программировании, управлении проектами и комплексной разработке решений. Экспертная оценка подтвердила и конкретизировала эти разрывы, показав, что самооценка студентов часто не совпадает с более строгими требованиями рынка, особенно в области автоматизации и работы с данными.

Таким образом, исследование подтверждает необходимость перехода от эпизодических корректировок к системной, data-driven-модернизации образовательных программ. Предложенный алгоритм служит инструментом для такой трансформации, позволяя на основе объективных данных и прогнозов:

- 1) целенаправленно актуализировать содержание дисциплин (углубление модулей по программированию, анализу данных, проектному управлению);

- 2) внедрять активные и смешанные форматы обучения (проектный подход, кейс-методы, симуляции), фокусируясь на развитии навыков высших когнитивных уровней по таксономии Блума;

- 3) формировать индивидуальные образовательные траектории с учётом типов компетентностных профилей студентов.

Перспективы дальнейших исследований состоят в разработке прогнозных моделей изменения спроса на ключевые компетенции на горизонте прогнозирования до 2035 г. для перехода к опережающему управлению образованием, а также формированию адресного пакета рекомендаций для системы образования на основе синтеза диагностических и прогнозных данных. Практическое внедрение разработанных рекомендаций позволит вузам готовить специалистов, чья квалификация не только соответствует, но и опережает запросы формирующейся экономики Индустрии 4.0 и 5.0, обеспечивая долгосрочную конкурентоспособность выпускников на глобальном рынке труда.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Karimi H., Khawaja S. Exploring digital competence among higher education teachers: a systematic review // *International Journal of Learning, Teaching and Educational Research*. – 2025. – Vol. 24. – № 1. – P. 298–314. DOI: 10.26803/ijlter.24.1.15. EDN: LKXRXE.
2. Lopez-Nucez J.A., Alonso-García S., Berral-Ortiz B., Maldonado J.J.V. A systematic review of digital competence evaluation in higher education // *Education Sciences*. – 2024. – Vol. 14. – Iss. 11. – Art. 1181. DOI: <https://doi.org/10.3390/educsci14111181>. EDN: EKLGCV.
3. Liu H., Yu J., Wu B., Ren Y., Liu Q. Bibliometric analysis and content analysis of digital entrepreneurship: utilizing the WoS and Scopus databases // *Humanities and Social Sciences Communications*. – 2025. – Vol. 12. – Art. 474. DOI: 10.1057/s41599-025-04440-8. EDN: WLIFAE.
4. Cyfert S., Dyduch W., Szumowski W., Prause G. Are we ready for digital transformation? The role of organizational culture, leadership and competence in building digital advantage // *Central European Management Journal*. – 2025. – Vol. 33. – № 2. – P. 219–231. DOI: 10.1108/CEMJ-11-2024-0346. EDN: WBWPBK.
5. Пьянкова С.Г., Ергунова О.Т. Трансформация базовых компетенций человеческих ресурсов в эпоху цифровизации // *Ars Administrandi (Искусство управления)*. – 2025. – Т. 17. – № 2. – С. 267–294. DOI: <https://doi.org/10.17072/2218-9173-2025-2-267-294>. EDN: LMNRIE.
6. Национальная рамка квалификаций Российской Федерации: рекомендации / под ред. О.Ф. Батрова. – М.: Федеральный институт развития образования, 2008. – 13 с. EDN: QQYOYP.
7. Пульман А.А., Пузыревская А.А. Дельфи-метод экспертных оценок // *Science Time*. – 2021. – № 5 (89). – С. 105–106. EDN: IWZKGT.
8. Jorm A. Using the Delphi method to establish expert consensus: a practical guide. – Singapore: Springer, 2025. – 145 p. DOI: 10.1007/978-981-96-8357-4.
9. Listyorini I., Sutopo B. Bibliometric mapping and research gap analysis of greenwashing studies in Scopus (2012–2025) // *Journal of Accounting Inquiry*. – 2025. – Vol. 4. – № 2. – P. 081–095. DOI: 10.14421/jai.2025.4.2.081-095. EDN: PVVVOQ.
10. Bhullar P.S., Joshi M., Sharma S., Kaur A., Phan D. Greenwashing and ESG: bibliometric analysis and future research agenda // *Pacific Basin Finance Journal*. – 2025. – Vol. 93. – Art. 102846. DOI: 10.1016/j.pacfin.2025.102846. EDN: CAKLUZ.
11. Sherly A., Christo M.S., Elizabeth J.V. A hybrid approach to time series forecasting: integrating ARIMA and Prophet for improved accuracy // *Results in Engineering*. – 2025. – Vol. 27. – Art. 105703. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.105703>. EDN: GCWLNO.
12. Jabeur S.B., Meftah-Wali S., Viviani J.-L. Forecasting gold price with the XGBoost algorithm and SHAP interaction values // *Annals of Operations Research*. – 2024. – Vol. 334, № 1. – P. 679–699. DOI: 10.1007/s10479-021-04187-w. EDN: NERZIZ.
13. Chans G.M., Valle-Arce A.P., Salas-Maxemian S., Caratozzolo P., Camacho-Zuciga C. Exploring transversal competencies in engineering students through international experiences // *Frontiers in Education*. – 2025. – Vol. 9. – Art. 1457796. DOI: <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1457796>. EDN: MCBODC.
14. Calma A., Davies M. Critical thinking in business education: Current outlook and future prospects // *Studies in Higher Education*. – 2021. – Vol. 46. – Iss. 11. – P. 2279–2295. <https://doi.org/10.1080/03075079.2020.1716324>. EDN: PEUYON.
15. Chen C.-H., Yang Y.-C. Revisiting the effects of project-based learning on students' academic achievement: A meta-analysis investigating moderators // *Educational Research Review*. – Vol. 26. – P. 71–81. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2018.11.001>.
16. Deo S., Hüttner-Otto K. Critical thinking assessment in engineering education: A Scopus-based literature review // *Journal of Mechanical Design*. – 2024. – Vol. 146. – Iss. 7. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.4064275>. EDN: BIYQYT.
17. Politsinskaya E., Lizunkov V., Ergunova O. Organization of student project-based activities through individual learning routes // *International Journal of Emerging Technologies in Learning*. – 2019. – Vol. 14. – № 11. – P. 186–193. DOI: <https://doi.org/10.3991/ijet.v14i11.10312>. EDN: XSPNII.
18. Doulougeri K., Vermunt J.D., Bombaerts G., Bots M. Challenge-based learning implementation in engineering education: A systematic literature review // *Journal of Engineering Education*. – 2024. – Vol. 113. – Iss. 4. – P. 1076–1106. DOI: <https://doi.org/10.1002/jee.20588>. EDN: XIDDWT.
19. Wang X., Liu W. Research on the influence of personality characteristics on entrepreneurial intention of higher vocational students: Based on the mediating effect of entrepreneurial attitude // *Vocational Technical Education*. – 2022. – Vol. 43. – Iss. 02. – P. 71–76.
20. Ahmed T., Chandran V.G.R., Klobas J.E., Licón F., Kokkalis P. Entrepreneurship education programmes: How learning, inspiration and resources affect intentions for new venture creation in a developing economy // *The International Journal of Management Education*. – 2020. – Vol. 18. – Iss. 1. – Art. 100327. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijme.2019.100327>. EDN: ISICPE.
21. Higuera Martínez O.I., Fernández-Samaced L., Serrano Córdenas L.F. Trends and opportunities by fostering creativity in science and engineering: A systematic review // *European Journal of Engineering Education*. – 2021. – Vol. 46. – Iss. 6. – P. 1117–1140. DOI: <https://doi.org/10.1080/03043797.2021.1974350>. EDN: USOZQW.

Поступила: 23.09.2025

Принята: 25.04.2026

UDC 378.14:005.336.2:005.8

DOI: 10.54835/18102883_2026_39_7

THE DEVELOPMENT OF A PREDICTIVE AND ANALYTICAL MANAGEMENT MODEL FOR THE DEVELOPMENT OF EDUCATIONAL PROGRAMS OF AN ENGINEERING AND ECONOMIC PROFILE

Olga T. Ergunova,

Cand. Sc., Associate Professor of Graduate School of Industrial Management,
Institute of Industrial Management, Economics and Trade,
ergunova-olga@yandex.ru

Andrey G. Somov,

Cand. Sc., Senior Lecturer of Graduate School of Industrial Management,
Institute of Industrial Management, Economics and Trade,
somovspb@yandex.ru

Artem A. Ivashchenko,

Senior Lecturer of Graduate School of Industrial Management,
Institute of Industrial Management, Economics and Trade,
ivashchenkoartyom@yandex.ru

Timothy E. Dudnikov,

Teaching Assistant of Graduate School of Industrial Management,
Institute of Industrial Management, Economics and Trade,
timglissimo@mail.ru

Peter the Great St Petersburg Polytechnic University,

29 B, Polytechnicheskaya street, St. Petersburg, 195251, Russian Federation

Abstract. The modern labor market imposes high demands on graduates of engineering and economics specialties, requiring not only fundamental knowledge but also advanced digital competencies, project management skills, and the ability for interdisciplinary interaction. The article presents the results of the development and testing of an integrated predictive-analytical system for assessing the competency profile of students in engineering and economics. The goal of the work was to create a tool capable of not only diagnosing current gaps between the training of students and the requirements of the digital economy but also forming forecast-based recommendations for proactive modernization of educational programs. The methodological basis of the study was the synthesis of six key approaches: three competency models – T-Shaped Skills (assessing the depth of specialization and breadth of interdisciplinary competencies), the 4K concept (diagnosing soft skills – critical thinking, creativity, communication, cooperation), and Bloom's taxonomy (gradation of cognitive levels); as well as three analytical methods – the Delphi method for structured expert assessment, Gap Analysis for quantitative identification of competency gaps, and predictive analytics algorithms including time series analysis (ARIMA, Prophet) and gradient boosting (XGBoost). The empirical base was formed through data triangulation, including a survey of 1459 students from three leading Russian universities, as well as independent expert evaluations from the academic community (20 professors) and the professional market (20 employers). A unique component of the methodology is the integration of traditional pedagogical assessment models with predictive analytics methods: time series analysis (ARIMA and Prophet models) and machine learning algorithms (XGBoost) for constructing scenario-based forecasts of competency demand up to 2035. The testing results revealed a persistent structural imbalance. While a high level of soft skills development was confirmed, particularly in cooperation (4.35 out of 5) and critical thinking (3.78), a critical deficit was diagnosed in key hard skills essential for Industry 4.0/5.0: programming (2.94) and project management (3.08). Comparative analysis of the three groups of assessments (self-assessment, professor assessment, and employer assessment) showed that it is business representatives who assign the strictest ratings for digital competencies, indicating a significant gap between educational outcomes and practical requirements. The first scientific outcome of the study is the developed algorithm constituting a closed-loop competency management system whose key distinguishing feature is the integration of time series analysis and machine learning methods. The second scientific outcome is the designed cycle of predictive and analytical management for the development of engineering-economics educational programs, which visually illustrates the transition of educational program renewal toward data-driven governance principles, thereby ensuring the training of graduates who are competitive in the dynamic digital economy. Future research will focus on developing predictive models of demand for key competencies up to the year 2035 to enable proactive educational management, as well as on formulating a targeted set of recommendations for the education system based on the synthesis of diagnostic and predictive data.

Keywords: competency-based approach; digital skills; competency profile; T-Shaped Skills; Bloom's taxonomy; 4K model; Delphi method; Gap Analysis; gradient boosting; skills forecasting; engineering economics education; higher education curricula; time series analysis; digital transformation of education

Funding: The study was supported by a grant from the Russian Science Foundation (project no. 25-28-01469 Neural network solutions for managing social and labor relations in the digital economy of megacities).

REFERENCES

1. Karimi H., Khawaja S. Exploring digital competence among higher education teachers: a systematic review. *International Journal of Learning, Teaching and Educational Research*, 2025, vol. 24, no. 1, pp. 298–314. DOI: 10.26803/ijlter.24.1.15. EDN: LKXRXE.
2. Lypcz-Nucez J.A., Alonso-García S., Berral-Ortiz B., Maldonado J.J.V. A systematic review of digital competence evaluation in higher education. *Education Sciences*, 2024, vol. 14, iss. 11, art. 1181. DOI: <https://doi.org/10.3390/educsci14111181>. EDN: EKLGCV.
3. Liu H., Yu J., Wu B., Ren Y., Liu Q. Bibliometric analysis and content analysis of digital entrepreneurship: utilizing the WoS and Scopus databases. *Humanities and Social Sciences Communications*, 2025, vol. 12, art. 474. DOI: 10.1057/s41599-025-04440-8. EDN: WLIFAE.
4. Cyfert S., Dyduch W., Szumowski W., Prause G. Are we ready for digital transformation? The role of organizational culture, leadership and competence in building digital advantage. *Central European Management Journal*, 2025, vol. 33, no. 2, pp. 219–231. DOI: 10.1108/CEMJ-11-2024-0346. EDN: WBWPBK.
5. Pyankova S.G., Ergunova O.T. Human resources basic competences transformation in the age of digitization. *Ars Administrandi*, 2025, vol. 17, no. 2, pp. 267–294. (In Russ.) DOI: <https://doi.org/10.17072/2218-9173-2025-2-267-294>. EDN: LMNRIE.
6. *National Qualifications Framework of the Russian Federation: Recommendations*. Ed. by O.F. Batrov. Moscow, Federal Institute for Education Development Publ., 2008. 13 p. (In Russ.) EDN: QQYOYP.
7. Pulman A.L., Puzyrevskaya A.A. Delphi Method of Expert Assessments. *Science Time*, 2021, no. 5 (89), pp. 105–106. (In Russ.) EDN: IWZKGT.
8. Jorm A. *Using the Delphi method to establish expert consensus: a practical guide*. Singapore: Springer, 2025. 145 p. DOI: 10.1007/978-981-96-8357-4.
9. Listyorini I., Sutopo B. Bibliometric mapping and research gap analysis of greenwashing studies in Scopus (2012–2025). *Journal of Accounting Inquiry*, 2025, vol. 4, no. 2, pp. 081–095. DOI: 10.14421/jai.2025.4.2.081-095. EDN: PVVVOQ.
10. Bhullar P.S., Joshi M., Sharma S., Kaur A., Phan D. Greenwashing and ESG: bibliometric analysis and future research agenda. *Pacific Basin Finance Journal*, 2025, vol. 93, art. 102846. DOI: 10.1016/j.pacfin.2025.102846. EDN: CAKLUZ.
11. Sherly A., Christo M.S., Elizabeth J.V. A hybrid approach to time series forecasting: integrating ARIMA and Prophet for improved accuracy. *Results in Engineering*, 2025, vol. 27, art. 105703. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.105703>. EDN: GCWLNO.
12. Jabeur S.B., Meftah-Wali S., Viviani J.-L. Forecasting gold price with the XGBoost algorithm and SHAP interaction values. *Annals of Operations Research*, 2024, vol. 334, no. 1, pp. 679–699. DOI: 10.1007/s10479-021-04187-w. EDN: NERZIZ.
13. Chans G.M., Valle-Arce A.P., Salas-Maxamán S., Caratozzolo P., Camacho-Zuciga C. Exploring transversal competencies in engineering students through international experiences. *Frontiers in Education*, 2025, vol. 9, art. 1457796. DOI: <https://doi.org/10.3389/educ.2024.1457796>. EDN: MCBODC.
14. Calma A., Davies M. Critical thinking in business education: Current outlook and future prospects. *Studies in Higher Education*, 2021, vol. 46, iss. 11, pp. 2279–2295. <https://doi.org/10.1080/03075079.2020.1716324>. EDN: PEUYON.
15. Chen C.-H., Yang Y.-C. Revisiting the effects of project-based learning on students' academic achievement: A meta-analysis investigating moderators. *Educational Research Review*, vol. 26, pp. 71–81. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2018.11.001>.
16. Deo S., Hiltl-Otto K. Critical thinking assessment in engineering education: A Scopus-based literature review. *Journal of Mechanical Design*, 2024, vol. 146, iss. 7. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.4064275>. EDN: BIYQYT.
17. Politsinskaya E., Lizunkov V., Ergunova O. Organization of student project-based activities through individual learning routes. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 2019, vol. 14, no. 11, pp. 186–193. DOI: <https://doi.org/10.3991/ijet.v14i11.10312>. EDN: XSPNII.
18. Doulougeri K., Vermunt J.D., Bombaerts G., Bots M. Challenge-based learning implementation in engineering education: A systematic literature review. *Journal of Engineering Education*, 2024, vol. 113, iss. 4, pp. 1076–1106. DOI: <https://doi.org/10.1002/jee.20588>. EDN: XIDDWT.
19. Wang X., Liu W. Research on the influence of personality characteristics on entrepreneurial intention of higher vocational students: Based on the mediating effect of entrepreneurial attitude. *Vocational Technical Education*, 2022, Vol. 43, Iss. 02, pp. 71–76.

20. Ahmed T., Chandran V.G.R., Klobas J.E., Liсбн F., Kokkalis P. Entrepreneurship education programmes: How learning, inspiration and resources affect intentions for new venture creation in a developing economy. *The International Journal of Management Education*. 2020, vol. 18, iss. 1, art. 100327. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijme.2019.100327>. EDN: ISICPE.
21. Higuera Martнnez O.I., Fernбndez-Samacб L., Serrano Cбrdenas L.F. Trends and opportunities by fostering creativity in science and engineering: A systematic review. *European Journal of Engineering Education*. 2021, vol. 46, iss. 6, pp. 1117–1140. DOI: <https://doi.org/10.1080/03043797.2021.1974350>. EDN: USOZQW.

Received: 23.09.2025

Accepted: 25.04.2026