

УДК 332.14:004.8

**УПРАВЛЕНИЕ АДАПТАЦИЕЙ РЕГИОНАЛЬНОГО РЫНКА ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ УСЛУГ
НА ОСНОВЕ ИИ-ТЕХНОЛОГИЙ****С.А. Державин, М.А. Зырянов**

Северо-Западный институт управления - филиал федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации, Санкт-Петербург,
email: derzhavin.sv@yandex.ru; maximzyryanok@yandex.ru

Аннотация. В статье были обоснованы механизмы управления адаптацией регионального рынка образовательных услуг к требованиям корпоративного сектора с применением технологий искусственного интеллекта. Выявлена проблема структурного дисбаланса между академическими программами и динамичным спросом на рынке труда, генерирующего транзакционные издержки для бизнеса и снижающего социально-экономическую эффективность высшего образования в регионе. В качестве методологической основы использован сравнительный NLP-анализ вакансий и учебных планов, а также моделирование гибридной семанτικο-генеративной архитектуры, выступающей в роли программного обеспечения для системы получения управленческой информации. Доказано, что внедрение данного ПО сокращает временные и финансовые издержки на актуализацию образовательных стандартов, повышая эффективность функционирования системы управленческого учета в вузе, и оказывает положительный мультипликативный эффект на экономику региона.

Ключевые слова: управленческий учёт, региональный рынок образовательных услуг, искусственный интеллект, программное обеспечение управленческого учёта, социально-экономическая эффективность высшего образования, семанτικο-генеративная архитектура, человеческий капитал, адаптация образовательных программ, транзакционные издержки.

**AI-DRIVEN MANAGEMENT OF ADAPTATION IN THE REGIONAL EDUCATIONAL SERVICES
MARKET****S.A. Derzhavin, M.A. Zyryanov**

North-West Institute of Management - Branch of Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education
Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, St. Petersburg,
email: derzhavin.sv@yandex.ru; maximzyryanok@yandex.ru

Abstract. The article substantiates mechanisms for managing the adaptation of the regional educational services market to corporate sector demands using artificial intelligence technologies. It identifies the problem of structural imbalance between academic programs and dynamic labor market demand, which generates transaction costs for businesses and reduces the socio-economic efficiency of higher education in the region. The methodological framework employs a comparative NLP analysis of job vacancies and curricula, alongside the modeling of a hybrid semantic-generative architecture that functions as software for a management information system. It is proven that the implementation of this software reduces the time and financial costs associated with updating educational standards, enhances the efficiency of the university's management accounting system, and exerts a positive multiplier effect on the regional economy.

Keywords: management accounting, regional educational services market, artificial intelligence, software for management accounting, socio-economic efficiency of higher education, semantic-generative architecture, human capital, educational program adaptation, transaction costs.

Дата поступления статьи в редакцию: 11.07.2026

Дата принятия статьи в печать: 02.09.2026

Введение

В условиях ускоряющейся цифровой трансформации высшее образование выступает не только как социальный институт, но и как значимая отрасль региональной экономики, отвечающая за формирование качественного человеческого капитала [1]. Между тем всё отчетливее проступает структурный разрыв между содержанием академических программ и реальными запросами корпоративного сектора. Этот дисбаланс порождает для бизнеса серьезные транзакционные издержки — компании вынуждены вкладываться в дообучение выпускников, а в мас-

штабах Санкт-Петербурга и Северо-Западного федерального округа это напрямую подрывает социально-экономическую эффективность высшего образования, тормозя инновационное развитие и рост ВРП.

Привычные способы обновления учебных планов, а именно ручная работа методистов и долгие цепочки согласований, уже не справляются с темпом, который задаёт рынок труда. Образовательный сервис теряет гибкость, а студенты, которые относятся к обучению как к инвестиции, вынуждены сами добирать нужные прикладные навыки. Это перестраивает саму структуру спроса на образовательные услуги и перенаправляет финансовые потоки в пользу альтернативных EdTech-площадок. Возникает кризис институционального доверия, углубляется разрыв между вузами и работодателями, поскольку вузы нередко оказываются в отрыве от стремительно меняющихся условий рынка труда. Бизнес в ответ вынужден активно развивать собственные корпоративные университеты, и без глубокой управленческой трансформации этот процесс снижает значимость традиционного высшего образования [2].

Для устранения подобного управленческого разрыва вузам требуется система получения управленческой информации в режиме реального времени. Технологии искусственного интеллекта, прежде всего обработка естественного языка (NLP) и большие языковые модели (LLM), могут составить основу программного обеспечения, которое снабжает руководство университета данными для принятия решений и принимает на себя функции аналитики и синтеза контента.

Экспертные исследования подтверждают, что в российских вузах уже формируются устойчивые практики применения ИИ. К ним относятся адаптивные обучающие технологии, генеративный ИИ для создания учебных материалов, микрообучение для корпоративного сегмента, а также интеллектуальные системы оценивания и прогнозирования успеваемости [3]. Вместе с тем эксперты отмечают и серьёзные барьеры: дефицит квалифицированных кадров, ограниченный доступ к большим данным и опасения, вызванные вероятностным характером ответов генеративных моделей. Указанные обстоятельства требуют разработки научно обоснованных управленческих механизмов интеграции ИИ в образовательный процесс [3].

Цель исследования

Цель исследования состоит в том, чтобы создать программный инструмент (ПО) для внутреннего управленческого учета вуза, который автоматически выявляет неликвидные компетенции и снижает операционные издержки на обновление учебных планов. Для её достижения последовательно решается несколько задач:

1. Выявить зоны структурных отклонений (разрывов) между академическим предложением и корпоративным спросом с применением методов NLP-анализа.
2. Спроектировать автоматизированный конструктор образовательных программ, замещающий рутинный труд методистов.
3. Оценить влияние внедрения данного программного обеспечения на сокращение операционных издержек вуза и повышение эффективности функционирования системы управленческого учета.

Материал и методы исследования

Объект исследования — система управленческого учета и информационно-аналитического обеспечения вуза, функционирующего в условиях структурной асимметрии между предложением академических компетенций и динамичным спросом корпоративного сектора. В качестве региональной выборки был взят рынок образовательных услуг Санкт-Петербурга и Северо-Западного федерального округа, для которого характерна высокая доля IT- и инновационно-ориентированных отраслей в структуре ВРП. Выбор этого региона продиктован не только его отраслевой спецификой. При оценке готовности образовательной системы к внедрению ИИ-технологий важно учитывать региональные особенности, и такая логика согласуется с методологическими подходами, уже апробированными в исследованиях других российских регионов [4].

Предметы исследования — программное обеспечение и экономические механизмы, позволяющие автоматизировать сбор управленческой информации и адаптировать образовательные программы к требованиям рынка труда с применением технологий искусственного интеллекта, а также оценка их влияния на социально-экономическую эффективность высшего образования.

Для достижения цели и решения задач использован комплекс взаимодополняющих методов. Структурная дивергенция между академическим и корпоративным дискурсами выявлялась

с помощью сравнительного семантического анализа текстов. Для извлечения навыков применялись архитектуры на базе трансформеров BERT и SentenceTransformers, для тематического моделирования — алгоритм латентного размещения Дирихле (LDA). На следующем шаге, чтобы классифицировать выявленные компетенции и построить графы взаимосвязей между навыками, применялись методы машинного обучения и кластеризации. Данный подход даёт основания рассматривать образовательный сервис как адаптивную кибернетическую систему, реагирующую на внешние сигналы рынка труда. Это позволяет моделировать развитие ситуации, строить прогнозы и корректировать процессы в условиях нестабильности, роста рисков и ужесточения инновационно-цифровой конкуренции [1].

Информационную базу исследования составили: описания вакансий ключевых отраслей экономики Санкт-Петербурга (данные hh.ru за 2023–2025 годы [5], общий объём выборки более 50 тыс. вакансий), тексты рабочих программ дисциплин и образовательных стандартов ведущих вузов СЗФО, нормативно-правовые акты РФ в сфере образования и цифровой трансформации, данные Росстата и Комитета по информатизации и связи Санкт-Петербурга о состоянии рынка труда и ВРП, результаты отраслевых аналитических докладов [6–8], а также научные публикации в рецензируемых отечественных и зарубежных изданиях, посвящённые экономике образования, региональному развитию и применению ИИ в социальной сфере.

Результаты исследования

Высшее образование функционирует как сложный сервис, требующий быстрой и точной адаптации к запросам рынка. Эффективность снижается ввиду разрыва между федеральным государственным образовательным стандартом (ФГОС) и динамикой спроса рынка труда. К 2030 году в экономике России ожидается вклад ИИ до 12,8 трлн рублей [6], что показывает ценность образовательного продукта. К 2025 году переток капитала от традиционных методов обучения к онлайн-нейросетевым решениям достиг 5,6 млрд рублей (в 2024 году этот показатель составлял 4,5 млрд рублей), и произошло это на фоне неудовлетворённости самих студентов качеством вузовского сервиса [8]. Тренд подкрепляется общим ростом рынка EdTech-технологий и появлением вынужденных партнёрств между стартапами и государственными образовательными учреждениями. Бизнес таким образом пытается самостоятельно компенсировать неспособность вузов грамотно формулировать запрос на актуальные прикладные навыки и оперативно обновлять учебные планы [2]. Учащиеся рассматривают образование как инвестицию и вынуждены самостоятельно добирать прикладные компетенции, что в корне меняет картину спроса на образовательные услуги [7]. Повышение эффективности сервиса требует автоматизации аналитики. ИИ-архитектура здесь выступает как ядро системы управленческой информации, оптимизирующее структуру образовательного контента под реальные задачи рынка.

Выполненный NLP-анализ опирался на архитектуры III и IV поколений, эволюция которых отражена в таблице 1. Переход к трансформерам и большим языковым моделям позволил зафиксировать не только частотность упоминаний тех или иных навыков, но и содержательные расхождения между академическим и корпоративным дискурсами.

Таблица 1

Эволюция и детализация методов извлечения навыков из данных рынка труда

Поколение и класс технологий	Базовые алгоритмы и конкретные модели	Технические ограничения и барьеры	Применение в анализе рынка труда и образовании
I. Словарные методы (до 2018 г.)	Rule-based matching, TF-IDF, Count vectorization	Игнорирование смыслового контекста; жесткая привязка к точным формулировкам без возможности нормализации синонимов.	Базовый подсчет частотности ключевых слов (например, определение частоты упоминания «Python» или «SQL» в вакансиях).
II. Ранние нейросетевые (2018–2020 гг.)	Рекуррентные нейронные сети (RNN), базовый NER, Латентное размещение Дирихле (LDA)	Отсутствие нормализации к единой таксономии квалификаций; низкая полезность при столкновении с новыми эмерджентными навыками.	Тематическое моделирование; выявление широких смысловых кластеров профессий без детализации до конкретных микрокомпетенций.
продолжение табл. 1			

окончание табл. 1			
Поколение и класс технологий	Базовые алгоритмы и конкретные модели	Технические ограничения и барьеры	Применение в анализе рынка труда и образовании
III. Архитектуры на базе трансформеров (2020-2022 гг.)	BERT, SentenceTransformers, JobBERT V2, ConTeXT-match, SkillSpan	Высокая требовательность к качественным аннотированным датасетам (например, Skill-XL) для обучения; проблема избыточности в метках навыков.	Работают как задача нахождения фрагментов (span detection). Обеспечивают глубокий семантический анализ, нахождение скрытых зависимостей между навыками и сопоставление с таксономиями (ESCO).
IV. Большие языковые модели (2023 г. - н.в.)	LLM (GPT-4, Gemini Pro 1.5, Skill-LLM), промпт-инжиниринг	Потенциальные алгоритмические «галлюцинации», высокая вычислительная стоимость при обработке миллионов вакансий.	Комплексное извлечение структурированных JSON-сущностей из свободного текста, разделение требований на технические инструменты, soft skills и предметные знания.

Применение моделей класса Skill-LLM даёт возможность перестроить образование в логику адаптивного сервиса, который оперативно откликается на сдвиги в запросах бизнеса. Выполненный NLP-анализ на базе архитектур III и IV поколений позволил зафиксировать зоны расхождения между академическим предложением и рыночными ожиданиями. Соответствующие результаты систематизированы в таблице 2.

Таблица 2

Экономическая интерпретация содержательного разрыва между вузовской подготовкой и запросами корпоративного сектора на рынке труда Санкт-Петербурга

Характеристика сравнения	Академическое предложение (вузы СЗФО)	Корпоративный спрос (региональный рынок труда)	Управленческие и экономические последствия дивергенции
Доминирующие тематические кластеры (по алгоритму LDA)	Кластер «Фундаментальная теория и этическое регулирование». Акцент на концептуальных аспектах ИИ и социальных экстерналиях.	Кластер «Операционная эффективность и ROI». Фокус на прикладных инструментах: SEO, мультиканальная аналитика, MLOps, визуализация дашбордов.	Рост транзакционных издержек бизнеса на дообучение выпускников
Лексическая репрезентация (доля профильной терминологии)	Менее 10% «словаря» учебных программ занимают концептуальные термины ИИ и вопросы регулирования.	Менее 5% «словаря» вакансий приходится на теоретические конструкции; преобладает утилитарная и инструментальная терминология.	Снижение производительности труда выпускников в период адаптации (временной лаг выхода на плановую производительность составляет 4-8 месяцев).
Парадигма формирования компетенций	Фундаментальное и этическое осмысление технологий. Приоритет алгоритмической этики и социальной справедливости.	Прикладное использование технологий. Приоритет интеграции LLM, Prompt Engineering, AI-агентов в бизнес-процессы.	Отток квалифицированных кадров из региона в пользу альтернативных образовательных траекторий, сокращение налоговой базы.
Базовая метрика эффективности	Формирование критического мышления и способности к этической рефлексии.	Повышение ROI, рост личной продуктивности сотрудника, ускорение вывода продуктов.	Недополучение валового регионального продукта из-за структурной безработицы по специальности и несоответствия компетенций.

Анализ показывает, что вузы по своей природе тяготеют к теоретическому знанию, тогда как корпоративный заказчик ориентирован на измеримый экономический результат и прикладные компетенции. В терминах управленческого учёта это означает перенос скрытых затрат на формирование «жёстких» навыков (hard skills) с университетов на работодателей, что снижает рентабельность образовательных программ. Подобная дивергенция не локальна, а носит системный характер. На материале ведущих британских университетов разрыв между учебными про-

граммами и требованиями рынка труда подтверждается эмпирически: академическая среда концентрируется на концептуально-критическом регистре (этика, регулирование, общество), тогда как в вакансиях востребованы узкие операционные и инструментальные метрики [9]. В зарубежных исследованиях это явление описывается как инверсия теории смещения навыков под влиянием технологий: университеты системно перепроизводят рефлексивные компетенции, а бизнес вынужден компенсировать нехватку инструментальных hard skills за счёт собственных транзакционных издержек [9]. Ситуация дополнительно осложняется тем, что распространение генеративного ИИ смещает акценты в вузовском преподавании: значимость hard skills снижается, тогда как роль «мягких» навыков и «метанавыков» возрастает. Это заставляет пересматривать сами критерии, по которым оценивается соответствие выпускников запросам рынка труда [3].

Для устранения данного управленческого разрыва образовательный сервис необходимо оптимизировать при помощи перехода к автоматизированному конструктору продуктов обучения. Разработана гибридная семантико-генеративная архитектура, превращающая создание учебных планов в технологический конвейер. Эта модель (рис. 1) замещает ручной труд аналитическими и генеративными инструментами ИИ.

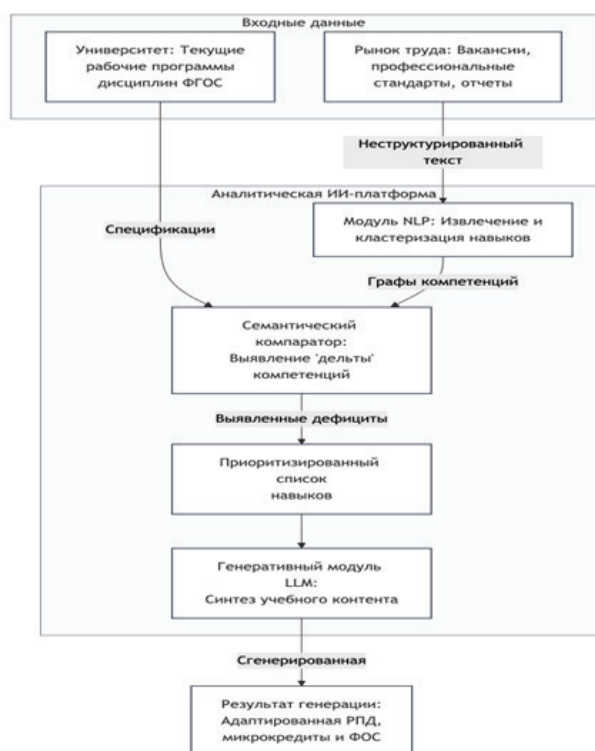


Рис. 1. Архитектура семантико-генеративной системы управления адаптацией образовательных программ к требованиям регионального рынка труда

Архитектура реализует свою функцию в несколько последовательных этапов, преобразующих неорганизованные тексты в готовые учебно-методические материалы и снижающих издержки проектирования образовательного продукта:

Этап №1. Централизованный сбор данных (Central Data Hub).

Система в непрерывном режиме собирает и сводит воедино разрозненные сигналы с регионального рынка труда: вакансии, патенты, отраслевые отчёты и актуальное состояние рабочих программ дисциплин вуза. Этот модуль формирует массив, на основе которого можно проактивно менять профиль программ и предсказывать появление новых компетенций ещё до того, как они станут массовыми. В результате вуз получает возможность сократить время реакции на изменения спроса, по нашим подсчётам, с привычных 12-18 месяцев до 3-6 месяцев.

Этап №2. Семантический анализ и построение графов.

В отличие от устаревших словарных методов, система опирается на архитектуры на базе трансформеров (в частности, BERT) и проводит глубокий семантический анализ. NLP-модуль извлекает навыки из неструктурированных текстов и кластеризирует их, выстраивая структури-

рованные графы компетенций. Это даёт системе возможность улавливать смысловой контекст и видеть скрытые зависимости между профессиональными требованиями, а без такой глубины трудно точно оценить дефицит навыков в конкретных отраслях экономики Санкт-Петербурга.

Этап №3. Семантический компаратор и выявление «дельты».

Ключевым звеном аналитики системы является семантический компаратор. Он призван математически выявить «дельту» (структурный разрыв) между текущими рабочими программами вуза и пулом корпоративных вакансий. Для институциональной легитимизации выявленных дефицитов архитектура использует дашборды объяснимого ИИ (XAI, алгоритм SHAP) и фреймворки классификации рынка труда, такие как KANVAS, использующий сети Колмогорова-Арнольда [10]. Дашборды обеспечивают визуализацию веса и влияния каждой отдельной компетенции на профиль специалиста, предоставляя прозрачное математическое обоснование для методистов, руководства вуза для принятия управленческих решений и аккредитационных агентств.

Этап №4. Генеративный синтез контента.

На основе выявленных дефицитов группируется приоритизированный список навыков. Завершает работу архитектуры генеративный модуль на базе Больших языковых моделей (LLM). Алгоритм осуществляет интеллектуальный перевод прагматичных компетенций бизнеса в строгий академический формат проверяемых результатов обучения. На выходе автоматизируется рутинное создание рабочих программ дисциплин (РПД), генерация практических кейсов и разработка фондов оценочных средств.

Практические механизмы и экономические эффекты от внедрения данной семантико-генеративной архитектуры в структуру высшего образования систематизированы в таблице 3.

Таблица 3

Экономические эффекты интеграции корпоративных требований в образовательные стандарты с помощью ИИ-архитектуры

Программный модуль (ПО)	Функция в системе управленческого учёта	Повышение экономической эффективности
Central Data Hub и предиктивная аналитика	Сбор сигналов рынка и академических показателей в режиме реального времени.	Data-driven база для проактивного изменения профиля программ, последующее сокращение времени реакции вузов на изменения спроса
Семантический анализ	Выявление «дельты» между рабочими программами дисциплин и вакансиями, количественная оценка разрыва.	Идентификация устаревшего материала и обоснование внедрения микрокредитов, снижение транзакционных издержек бизнеса на дообучение.
Генеративный синтез	Перевод бизнес-компетенций в формат обучения, автоматизация проектирования.	Сокращение трудозатрат методистов на актуализацию программ, ускорение вывода новых дисциплин на рынок.
Дашборды объяснимого ИИ	Визуализация веса компетенций и трекинг соответствия стандартам.	Математическое обоснование изменений в учебном плане для аккредитационных агентств, повышение прозрачности управления качеством.

Стандарт данного процесса был основан на ГОСТе Р ИСО/МЭК 42001-2024 [11], регулирующем управление рисками ИИ-систем. Гибридная архитектура совершает автоматизацию проектирования образовательного сервиса. Внедрение данного программного обеспечения помогает преодолеть разрыв между теорией и практикой, обеспечивая высокое качество подготовки кадров без потери фундаментальной основы образования. В перспективе сращивание традиционных методов обучения, нейронных сетей, генеративного искусственного интеллекта и образовательных онлайн-платформ должно привести к появлению интегрированных экосистемных нейроцифровых платформ. Такие платформы позволят генерировать новые знания и методики обучения, а также принимать более обоснованные управленческие решения. В конечном счёте это будет способствовать трансформации научно-образовательных систем регионов под требования цифровой, нейросетевой эпохи [1]. Основываясь на полученных в ходе моделирования архитектуры данных о трёх-четырёхкратном сокращении цикла актуализации программ, можно экспертно прогнозировать снижение операционных издержек вузов на 20–30% и минимизацию скрытых транзакционных издержек работодателей на онбординг выпускников. Это, в свою очередь, внесет прямой вклад в рост качества человеческого капитала региона.

Заключение

Проведённое исследование подтвердило, что цифровая трансформация высшего образования требует ухода от традиционных способов проектирования учебных программ к data-driven-подходам, в основе которых лежат технологии искусственного интеллекта. Разработанная модель управления адаптацией регионального рынка образовательных услуг направлена на снятие структурного несоответствия между содержанием вузовской подготовки и актуальными запросами бизнеса. В ходе анализа зафиксировано устойчивое расхождение академического и корпоративного дискурсов. Вузы СЗФО сосредоточены преимущественно на фундаментальных и этических аспектах ИИ, тогда как работодатели ожидают от выпускников прикладных навыков, способных давать измеримый экономический эффект. Указанное расхождение формирует компетентностный разрыв, который оборачивается скрытыми издержками для компаний и одновременно снижает операционную эффективность самих университетов. Чтобы его закрыть, была обоснована гибридная архитектура, которая переводит проектирование образовательных программ из режима ручного экспертного труда в логику автоматизированного конвейера.

Внедрение разработанного ПО обеспечивает переход к agile-проектированию образовательных программ. Практическая значимость исследования заключается в возможности использования предложенной модели вузами СЗФО для проактивной адаптации учебных планов, органами управления образованием для мониторинга компетенций и оценки готовности региональной системы к внедрению ИИ-технологий, а также аккредитационными агентствами для объективной оценки качества программ на основе data-driven метрик. Выявленная в смежных исследованиях тенденция опережающего развития практик применения ИИ в системе высшего профессионального образования по сравнению с общим образованием подтверждает, что вузы могут выступать драйверами межуровневого сотрудничества и научно-методического сопровождения региональных образовательных систем. Дальнейшие исследования целесообразно направить на эмпирическую апробацию разработанной архитектуры в вузах Санкт-Петербурга и оценку фактического влияния на показатели трудоустройства выпускников и производительности труда в региональном корпоративном секторе. Разработанная гибридная архитектура представляет собой готовое программное решение для системы получения управленческой информации. Его внедрение трансформирует традиционный учет образовательных затрат в интеллектуальную систему контроллинга, что отвечает современным запросам экономической практики России и способствует повышению глобальной конкурентоспособности отечественных вузов.

Статья подготовлена в рамках работы студенческого научного коллектива СЗИУ РАНХиГС «Повышение социально-экономической эффективности высшего образования в эпоху искусственного интеллекта».

Литература

1. Дятлов С.А., Чжоу В., Селищева Т.А. Цифровая трансформация системы образования в условиях использования искусственного интеллекта // Инновации. 2023. № 6(296). С. 30-34. EDN: IDWRBQ.
2. Сырцов Д.Н., Мирзаева Ф.Б. Цифровая трансформация в сфере образования: вопросы терминологии и управления // Государственное и муниципальное управление. Ученые записки. 2024. № 1. С. 76-83. DOI: 10.22394/2079-1690-2024-1-1-76-83 EDN: ZKVLGS.
3. Давыдов С.Г., Матвеева Н.Н., Адемукова Н.В., Вечканова А.А. Искусственный интеллект в российском высшем образовании: текущее состояние и перспективы развития // Университетское управление: практика и анализ. 2024. Т. 28. № 3. С. 32-44. DOI: 10.15826/umpra.2024.03.023 EDN: FELSP.
4. Глухов А.П., Абакумова Н.Н., Червонный М.А., Патраков М.С. Готовность системы общего образования к применению технологий искусственного интеллекта: методологические вызовы регионального внедрения // Вестник Томского государственного университета. 2025. № 520. С. 198-205. DOI: 10.17223/15617793/520/21 EDN: IEKHVY.
5. Рассыхаева М.Д., Рындина К.О., Трибусян Н.С., Державин С.А. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2026660371 Российская Федерация. Система анализа востребованных гибких навыков на рынке труда Северо-Западного федерального округа с рекомендациями для их развития: заявл. 13.04.2026; опублик. 13.04.2026 // заявитель Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения». EDN: ULAMPK.

6. Внедрение ИИ может принести российской экономике до 13 трлн руб. к 2030 г. // Яков и Партнёры. [Электронный ресурс]. URL: <https://yakovpartners.ru/publications/ai-2025/> (дата обращения: 07.07.2026).
7. Качество приема в российские вузы: 2025. // Высшая школа экономики. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.hse.ru/ege2025> (дата обращения: 08.07.2026).
8. Рынок обучения нейросетям превысит 5 млрд рублей в 2025 году // Smart Ranking. [Электронный ресурс]. URL: <http://smartranking.ru/ru/analytics/edtechs/rynok-obucheniya-nejrosetyam-prevysit-5-mlrd-rublej-v-2025-godu/> (дата обращения: 10.07.2026).
9. Yaprak B., Ercan S., Coşan B., Ecevit M.Z. Curriculum-Skill Gap in the AI Era: Assessing Alignment in Communication-Related Programs // Journalism and Media. 2025. Vol. 6, No. 4. P. 171. DOI: 10.3390/journalmedia6040171 EDN: KMLFPK.
10. Kavargyris D.Ch., Georgiou K., Papaioannou E., Moysiadis Th., Mittas N., Angelis L. Future Skills in the GenAI Era: A Labor Market Classification System Using Kolmogorov-Arnold Networks and Explainable AI // Algorithms. 2025. Vol. 18, No. 9. P. 554. DOI: 10.3390/a18090554 EDN: ZTTDQI.
11. ГОСТ Р ИСО/МЭК 42001-2024. Национальный стандарт Российской Федерации. Искусственный интеллект // Электронный фонд правовых и нормативно-технических документов. [Электронный ресурс]. URL: <https://docs.cntd.ru/document/1310068313> (дата обращения: 09.07.2026).