

УДК 332.14

JEL M12

РАЗРАБОТКА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ СОПРОВОЖДЕНИЯ АБИТУРИЕНТОВ В РАМКАХ ПРИЕМНОЙ КАМПАНИИ УНИВЕРСИТЕТА

Григорян Алина Арменовна

Ереванский филиал РЭУ им. Г.В. Плеханова, Ереван, Республика Армения

e-mail: ali.alina05@mail.ru; SPIN-код: нет; ORCID-нет

Аннотация. В статье рассматриваются ключевые направления трансформации приемной кампании современного университета в условиях цифровизации и усиления конкуренции на рынке образовательных услуг. Анализируются организационные, технологические и коммуникативные особенности работы с абитуриентами, связанные с переходом от традиционной модели приема к персонализированным цифровым сервисам. Особое внимание уделено интеллектуальным системам, использующим методы машинного обучения и анализа данных для формирования рекомендаций и сопровождения поступающих. Рассматриваются вопросы интеграции таких систем в цифровую инфраструктуру университета, а также проблемы, связанные с обработкой данных, прозрачностью алгоритмов и соблюдением этических норм. Показано, что интеллектуальные рекомендательные решения повышают эффективность взаимодействия между университетом и абитуриентами, способствуют формированию осознанного выбора образовательной траектории и становятся важным инструментом стратегического управления приемной кампанией.

Ключевые слова: приемная кампания, цифровизация образования, искусственный интеллект, рекомендательные системы, абитуриенты, персонализация, университетское управление

DEVELOPMENT OF AN INTELLIGENT RECOMMENDER SYSTEM FOR SUPPORTING PROSPECTIVE STUDENTS DURING THE UNIVERSITY ADMISSION CAMPAIGN

Grigoryan Alina Armenovna

*Yerevan branch of Russian University of Economics named after G.V. Plekhanov,
Yerevan, Armenia*

e-mail: ali.alina05@mail.ru; SPIN-code: none; ORCID- none

Abstract. The article examines the transformation of university admission processes under the influence of digitalization, growing competition, and changes in applicants' behavior. It focuses on the shift from traditional administrative procedures to personalized digital services integrated into the strategic development of higher education institutions. Special attention is paid to intelligent systems based on machine learning and data analysis, which support applicants by generating individualized recommendations and facilitating informed decision-making. The study explores the role of predictive models, the structure of digital admission ecosystems, and the challenges related to data management, algorithmic transparency, and ethical requirements. The findings demonstrate that AI-

driven recommendation tools enhance the effectiveness of communication between universities and prospective students, improve the quality of educational choice, and strengthen strategic management within admission campaigns.

Keywords: admission campaign, digital education, artificial intelligence, recommender systems, prospective students, personalization, university management.

Введение. Приемная кампания в современном университете перестала быть технической процедурой. Сегодня она представляет собой сложный управленческий процесс, который влияет на стратегию развития образовательной организации, ее репутацию и устойчивость на рынке. Университеты работают в условиях усиливающейся конкуренции, стремительной цифровизации и изменяющегося поведения абитуриентов, что приводит к необходимости пересмотра традиционных подходов. Если раньше главными задачами были прием документов, формирование конкурсных списков и соблюдение нормативов, то теперь процесс сопровождается формированием доверия, информационной поддержкой и созданием условий для осознанного выбора образовательной траектории.

Развитие цифровых сервисов существенно изменило практику взаимодействия между университетом и поступающим. Электронные кабинеты, онлайн-подача заявлений и интеграция с государственными системами обеспечили удобство, но одновременно создали новый вызов: обилие несогласованных данных затрудняет ориентацию абитуриента в информационном пространстве. Вузы вынуждены создавать более структурированные и понятные цифровые среды, в которых абитуриент не только получает сведения о программе, но и может выстроить индивидуальную траекторию изучения возможностей. Таким образом, цифровая инфраструктура приемной кампании становится не вспомогательным, а стратегическим инструментом, влияющим на привлекательность университета [2].

Современный поступающий делает выбор в условиях высокой информационной насыщенности и разнообразия образовательных альтернатив. Университеты конкурируют не только между собой, но и с международными платформами, школами профессиональной подготовки, онлайн-курсами и корпоративными программами. Поэтому абитуриент ожидает не просто формальную информацию, а поддержку, способную помочь соотнести собственные интересы, результаты и цели с содержанием образовательных программ. В результате повышается значимость интеллектуальных сервисов, которые анализируют профиль поступающего и предлагают рекомендации, снижающие неопределенность при выборе направления [7].

Мировая практика показывает, что ведущие университеты строят работу с абитуриентами на основе анализа академических и поведенческих данных. Системы прогнозирования вероятности успешного обучения, оценки мотивации, рекомендаций по выбору программ становятся частью общей стратегии управления. Эти подходы постепенно распространяются и в России, хотя степень внедрения таких технологий заметно различается. Тем не менее интерес к интеллектуальным инструментам растет, поскольку они позволяют повысить эффективность работы приемной кампании, сделать взаимодействие более персонализированным и научно обоснованным [3].

Коммуникационная составляющая приема становится одним из ключевых факторов. Университеты используют онлайн-мероприятия, виртуальные экскурсии, демонстрацию учебной среды и карьерных возможностей, чтобы сформировать у абитуриента целостное представление о вузе. Коммуникация начинается задолго до подачи документов и фактически интегрируется в общую маркетинговую стратегию. Приемная кампания в таких условиях превращается в первый этап построения долгосрочных отношений между образовательной организацией и будущим студентом.

Усложнение структуры образовательных программ усиливает потребность в персонализированной поддержке. Направления подготовки становятся более специализированными, а профили – многовариантными. Абитуриенту трудно самостоятельно оценить различия и преимущества программ, особенно если он недостаточно знаком с академической системой. Неправильный выбор может привести к разочарованию и последующему изменению направления. Поэтому университеты стремятся использовать интеллектуальные рекомендации, которые ориентируются на реальные способности и интересы поступающего и позволяют сделать выбор более осознанным [5].

Нормативная база задает рамки, в которых действует приемная кампания, однако внутри этих рамок университеты получают возможность выстраивать собственные цифровые модели и внедрять дополнительные сервисы. Государственные стандарты обеспечивают прозрачность и равенство условий, но не ограничивают вузы в применении интеллектуальных инструментов, аналитических систем и новых форм коммуникации. Такой баланс позволяет сочетать стабильность нормативных требований и гибкость цифровой инфраструктуры.

Особое значение приобретает работа с данными. Университеты аккумулируют информацию о результатах абитуриентов, динамике конкурсов, предпочтениях поступающих и статистике прошлых лет. Эти сведения превращаются в инструмент прогнозирования, анализа тенденций и корректировки образовательной политики. Методы искусственного интеллекта позволяют выявлять скрытые зависимости, оценивать вероятность выбора абитуриентом конкретной программы и предлагать рекомендации, которые повышают эффективность взаимодействия.

Использование искусственного интеллекта в образовательных организациях связано не только с преимуществами, но и с необходимостью соблюдения этических норм. Университеты должны учитывать вопросы защиты данных, конфиденциальности и прозрачности алгоритмов. Особенно важно избегать ситуаций, в которых решение интеллектуальной системы может казаться необоснованным или непрозрачным для пользователя. Понятность и объяснимость рекомендаций становятся обязательным элементом внедрения ИИ в образовательную среду, поскольку любое снижение доверия может негативно повлиять на имидж университета.

Интеллектуальные методы, используемые в процессе приема, ориентированы не только на оптимизацию работы университета, но и на поддержку абитуриента. Персонализированные рекомендации делают образовательный выбор более обоснованным, уменьшают риск академических трудностей в первые годы обучения и способствуют более глубокому вовлечению в образовательный процесс. Такая

практика постепенно становится нормой, особенно в крупных университетах, где количество программ и конкуренция между направлениями особенно высоки.

Таким образом, приемная кампания современного университета формируется на пересечении цифровых технологий, аналитического подхода и стремления к индивидуализации взаимодействия. Интеллектуальные системы становятся частью стратегического управления, а университет превращается в организацию, предлагающую не только образовательные программы, но и комплексную поддержку будущему студенту. Эффективность работы с абитуриентами во все большей степени зависит от того, насколько удачно вуз сочетает традиционные механизмы приема, цифровые сервисы и интеллектуальные инструменты, позволяющие учитывать индивидуальные особенности поступающих и динамику образовательного рынка. Современные университеты активно внедряют цифровые технологии для оптимизации процессов приемной кампании. Масштаб и сложность обработки данных абитуриентов растут с каждым годом, что требует применения интеллектуальных систем, способных анализировать разнородную информацию и выдавать персонализированные рекомендации. В рамках данного исследования была разработана концепция и программная реализация рекомендательной системы, использующей методы искусственного интеллекта для автоматического подбора направлений обучения на основе анализа индивидуальных данных абитуриентов [1].

Цель разработки заключалась в создании интеллектуальной платформы, объединяющей инструменты профориентации, анализа экзаменационных результатов и машинного обучения. Система должна не только определять наиболее подходящие образовательные направления, но и адаптироваться к изменениям данных, формируя динамическую модель взаимодействия с пользователем. Выбор методов искусственного интеллекта обусловлен необходимостью анализа как количественных, так и качественных характеристик, а также стремлением обеспечить интерпретируемость и устойчивость результатов.

Структура рекомендательной системы. В структуру рекомендательной системы заложено несколько взаимосвязанных уровней. Первый уровень отвечает за сбор и предварительную обработку данных, включающих ответы профориентационного теста, результаты ЕГЭ и дополнительные сведения из анкет абитуриентов. Второй уровень реализует машинное обучение и анализ данных, на котором формируются прогнозы и вычисляется вероятность поступления на различные направления. Третий уровень включает нейросетевой модуль и самообучающуюся компоненту, обеспечивающую адаптацию модели на основе пользовательской обратной связи.

Разработка интеллектуальной рекомендательной системы требует не только точного выбора алгоритмов искусственного интеллекта, но и детальной проработки структуры данных, на основе которых происходит обучение модели. Качество исходной информации определяет эффективность всей системы: чем точнее, полнее и разнообразнее данные, тем выше достоверность прогнозов и рекомендаций. На этапе проектирования была проведена систематизация всех источников данных, применяемых для анализа абитуриентов, их профиля и образовательных предпочтений.

В основу информационной модели легли три ключевые группы данных: результаты Единого государственного экзамена, ответы профориентационного теста и поведенческие сведения, формирующиеся в ходе взаимодействия пользователя с системой. Эти группы различаются по происхождению, степени структурированности и содержательной направленности, однако их объединяет общая цель – формирование цифрового профиля абитуриента, который позволяет системе оценивать уровень готовности, выявлять интересы и прогнозировать успешность обучения по определенным направлениям.

Проектирование архитектуры интеллектуальной системы, предназначенной для сопровождения абитуриентов в процессе приемной кампании, является центральным этапом разработки, определяющим ее дальнейшую устойчивость, производительность и гибкость. Под архитектурой в данном контексте понимается совокупность программных модулей, их логическая взаимосвязь, способы обмена данными и структура хранения информации. От корректности архитектурных решений зависит не только успешное функционирование системы, но и возможность ее масштабирования, модернизации и интеграции в цифровую инфраструктуру университета.

Создаваемая интеллектуальная система выступает как единая интегрированная среда, объединяющая в себе функции анализа данных, взаимодействия с пользователями, машинного обучения и автоматизированного формирования рекомендаций. Система не ограничивается статическим интерфейсом для подачи документов: ее ключевым элементом становится динамическое ядро, основанное на алгоритмах искусственного интеллекта, способных самообучаться на основе поступающей обратной связи от пользователей.

В основу проектируемой архитектуры положена многоуровневая модульная структура, где каждый уровень отвечает за отдельный аспект работы системы, но при этом взаимодействует с другими через стандартизированные интерфейсы. Такой подход обеспечивает надежность и позволяет проводить обновления отдельных компонентов без остановки всей платформы. Основными слоями выступают: уровень пользовательского взаимодействия, уровень обработки данных, уровень бизнес-логики, аналитический уровень и уровень хранения данных. Взаимодействие между ними осуществляется через внутренние API, что гарантирует целостность и независимость модулей [8].

На первом, пользовательском уровне располагается интерфейс, с которым напрямую взаимодействует абитуриент. Этот слой включает формы регистрации, заполнения анкеты, прохождения профориентационного теста и получения рекомендаций. Он реализуется с использованием современных веб-технологий, обеспечивающих адаптивность под мобильные устройства и кроссбраузерную совместимость. Интерфейс должен быть легким и понятным, поскольку основная аудитория – это пользователи без технической подготовки.

На следующем уровне располагается модуль бизнес-логики, который координирует все процессы, происходящие в системе. Именно здесь осуществляется обработка пользовательских запросов, валидация данных, вызов алгоритмов искусственного интеллекта, а также формирование итоговых рекомендаций. Модуль

бизнес-логики играет роль связующего звена между интерфейсом и ядром системы, обеспечивая корректность и последовательность всех операций.

Особую роль играет аналитическое ядро, включающее в себя набор алгоритмов машинного обучения и модуль интеллектуального анализа данных. В этом блоке происходит обработка собранной информации – результатов ЕГЭ, ответов профориентационного теста, истории выбора направлений и обратной связи от пользователей. На основе этих данных модель формирует предсказания и ранжирует возможные образовательные направления по степени соответствия профилю абитуриента. Для повышения точности результатов используется ансамблевая архитектура, включающая сочетание нейронных сетей и статистических классификаторов, что позволяет учитывать не только прямые зависимости, но и скрытые корреляции между переменными.

Блок хранения данных реализуется с использованием реляционной базы данных, в которой сохраняются все профили пользователей, их результаты, оценки рекомендаций, а также метаданные, необходимые для последующего обучения модели. Для хранения больших массивов неструктурированных данных, например ответов открытого типа, используется дополнительное хранилище в формате NoSQL. Такая комбинация реляционного и нереляционного подходов обеспечивает гибкость и высокую скорость доступа к информации.

Для наглядности архитектурная структура системы может быть представлена в виде рисунка 1, отражающей уровни и их функциональные задачи.

Внутри архитектуры особое место занимает модуль профориентационного анализа, который объединяет результаты тестирования с академическими показателями. Его задачей является выявление склонностей абитуриента к определенным областям знаний и сопоставление их с профилями образовательных программ. Модуль опирается на шкалу оценок, рассчитанную на основе психологических методик, и формирует индивидуальный профиль, используемый в дальнейшем для генерации рекомендаций.

Важным элементом архитектуры является рекомендательный механизм, работающий в тесной связи с машинным обучением. Он анализирует совокупность факторов – интересы, баллы ЕГЭ, средний рейтинг конкуренции на направлениях, а также исторические данные по предыдущим приемным кампаниям. На основании этих параметров формируется рейтинг направлений, включающий как бюджетные, так и внебюджетные места.

Архитектура предусматривает также блок мониторинга и аналитики, предназначенный для приемной комиссии. Он позволяет отслеживать активность пользователей, анализировать наиболее востребованные направления и выявлять тенденции в поведении абитуриентов. Эти данные могут использоваться для управленческих решений – например, корректировки плана набора или маркетинговой стратегии.

Поскольку архитектура системы должна обеспечивать высокую степень надежности, в нее включены механизмы резервирования и масштабирования. Модули могут быть развернуты на разных серверах с использованием технологии контейнеризации, что позволяет гибко управлять нагрузкой и избегать простоев.

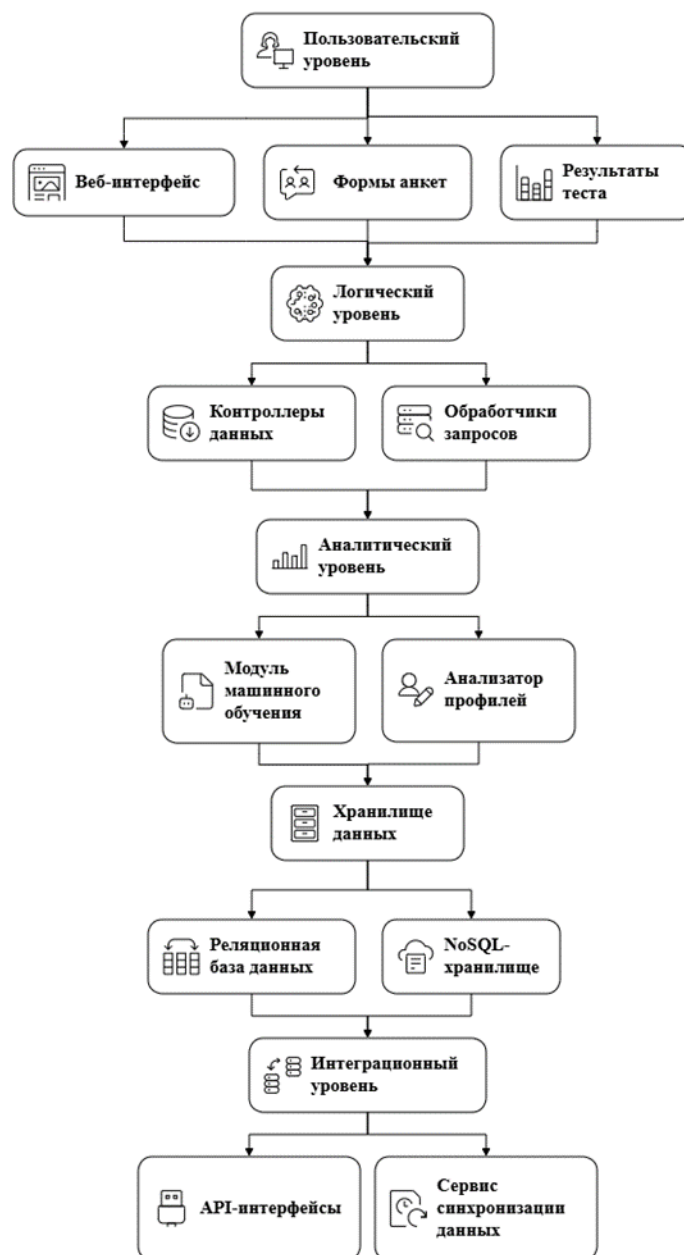


Рис. 1. Основные уровни архитектуры интеллектуальной системы

Для реализации обмена данными между модулями используется внутренний API-шлюз, который отвечает за маршрутизацию запросов и обеспечивает безопасность взаимодействия. Вся коммуникация между компонентами осуществляется по защищенным каналам с использованием токенов авторизации, что исключает возможность несанкционированного доступа.

Для наглядности основных компонентов архитектуры интеллектуальной системы и их взаимодействие она представлена в виде рисунка 2.



Рис. 2. Основные компоненты архитектуры интеллектуальной системы и их взаимодействие

Особенностью предложенной архитектуры является ее адаптивность – возможность встраивания новых функциональных элементов без нарушения работы текущих. Например, в будущем может быть добавлен модуль прогнозирования конкурсных баллов на основе данных предыдущих лет, который будет использовать существующую инфраструктуру хранения и аналитики.

Немаловажным аспектом является организация потоков данных внутри системы. В процессе работы информация проходит несколько стадий обработки – от первичного ввода пользователем до формирования готовых рекомендаций.

На этапе ввода данные сохраняются во временном буфере и проходят первичную проверку на корректность. Затем они передаются в модуль валидации, где осуществляется сравнение с допустимыми диапазонами значений (например, баллы ЕГЭ от 0 до 100). После проверки информация поступает в хранилище, откуда извлекается аналитическим ядром для расчета рекомендаций.

Для наглядности потоков данных в архитектуре интеллектуальной системы она представлена в виде рисунка 3.

Архитектура системы строится по принципам открытости и расширяемости, что позволяет при необходимости интегрировать внешние сервисы – например,

государственные информационные системы, статистические платформы, образовательные каталоги. Использование RESTful API и микросервисного подхода обеспечивает независимое обновление компонентов и их легкую замену.



Рис. 3. Поток данных в архитектуре интеллектуальной системы

Кроме программной структуры, проект предусматривает и физическую архитектуру. Для обеспечения устойчивости работы используется модель «клиент–сервер», где клиентская часть размещается в браузере пользователя, а серверная – на

облачной платформе с распределенными ресурсами. При этом доступ к серверу осуществляется через защищенные соединения, а все вычисления, связанные с анализом данных, выполняются на стороне сервера.

Для повышения безопасности в архитектуру включен аудиторский модуль, фиксирующий все действия пользователей и администраторов. Это позволяет отслеживать историю изменений и предотвращать возможные нарушения при обработке персональных данных.

Рассмотренная структура обеспечивает возможность масштабирования как по вертикали (увеличение вычислительных ресурсов), так и по горизонтали (добавление новых серверов). Это особенно важно в период пиковых нагрузок, когда одновременно обращается большое количество абитуриентов.

Выводы. Таким образом, архитектура интеллектуальной системы сочетает принципы модульности, распределенности и адаптивности. Она обеспечивает устойчивость к ошибкам, защищенность данных и возможность саморазвития за счет встроенных алгоритмов машинного обучения.

Благодаря четкой структурной организации и продуманной системе взаимодействия модулей, платформа способна выполнять как аналитические, так и организационные задачи приемной кампании, облегчая работу приемной комиссии и повышая качество взаимодействия с абитуриентами.

Современная приемная кампания формируется на пересечении цифровых технологий, аналитического подхода и растущего стремления университетов к индивидуализации образовательных траекторий. Анализ представленных аспектов показывает, что внедрение интеллектуальных систем становится уже не экспериментальным направлением, а логичным этапом развития высшего образования, отвечающим как ожиданиям абитуриентов, так и стратегическим задачам университетов. В условиях высокой конкуренции и усложняющейся структуры образовательных программ цифровая поддержка выбора становится неотъемлемой частью коммуникации вуза с поступающим, а методы искусственного интеллекта позволяют обеспечить научно обоснованную, технологически устойчивую и персонализированную помощь. Следовательно, интеллектуальные рекомендательные решения формируют новый стандарт работы приемной кампании, в котором аналитика данных и алгоритмическая поддержка выбора становятся важнейшими инструментами повышения эффективности, прозрачности и качества взаимодействия между университетом и будущими студентами.

Литература

1. Кузьмин А. В., Грушевицкая Т. Г. Цифровая трансформация университетов: управление, коммуникации и инфраструктура. — М.: Юрайт, 2021.
2. Зеер Э. Ф., Сыманюк Э. Э. Современные механизмы сопровождения профессионального самоопределения учащихся в цифровой среде // Педагогика. — 2020. — № 5.
3. Холмс У., Бялик М., Фадель С. Искусственный интеллект в образовании: возможности и вызовы. — Center for Curriculum Redesign, 2019.

4. Сименс Г. Аналитика обучения: становление дисциплины // American Behavioral Scientist. — 2013.
5. Кузьминых А., Сметанин Ю. Рекомендательные системы в образовании: подходы и вызовы // Procedia Computer Science. — 2020. — Т.169.
6. Джобин А., Иэнка М., Вайена Э. Глобальный ландшафт этических руководств по ИИ // Nature Machine Intelligence. — 2019. — Т.1, № 9.
7. OECD. Цифровое образование 2021: интеллектуальные цифровые экосистемы. — OECD Publishing, 2021.
8. Дэниел Б. Большие данные и аналитика обучения в высшем образовании: теория и практика. — Springer, 2019.

References

1. Kuzmin A. V., Grushevitskaya T. G. Digital Transformation of Universities: Management, Communication and Infrastructure. Moscow: Urait, 2021.
2. Zeer E. F., Symanyuk E. E. Modern Mechanisms of Professional Self-Determination Support in a Digital Environment. Pedagogy, No.5, 2020.
3. Holmes W., Bialik M., Fadel C. Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning. Center for Curriculum Redesign, 2019.
4. Siemens G. Learning Analytics: The Emergence of a Discipline. American Behavioral Scientist, 2013.
5. Kuzminykh A., Smetanin Y. Recommender Systems in Education: Approaches and Challenges. Procedia Computer Science, Vol.169, 2020.
6. Jobin A., Ienca M., Vayena E. The Global Landscape of AI Ethics Guidelines. Nature Machine Intelligence, 1(9), 2019.
7. OECD. Digital Education Outlook 2021: Intelligent Digital Ecosystems. OECD Publishing, 2021.
8. Daniel B. Big Data and Learning Analytics in Higher Education: Current Theory and Practice. Springer, 2019.

Поступила в редакцию 25 ноября 2025 г.

Принята к публикации 2 декабря 2025 г.