

**АЛГОРИТМЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В
ПРОГНОЗИРОВАНИИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ**

Рахмонов Азизхон Боситхонович

*Доктор педагогических наук, профессор
Узбекский государственный университет мировых языков
Узбекистан, г. Ташкент*

**ИНФОРМАЦИЯ О
СТАТЬЕ**

АННОТАЦИЯ:

ИСТОРИЯ СТАТЬИ:

*Received: 23.06.2026
Revised: 24.06.2026
Accepted: 25.06.2026*

**КЛЮЧЕВЫЕ
СЛОВА:**

искусственный интеллект, машинное обучение, прогнозирование образовательных показателей, нейронные сети, образовательная аналитика, академическая успеваемость, диагностика обучения, оценивание компетенций, интеллектуальный анализ данных, цифровизация образования, алгоритмы классификации, управление образованием..

Статья посвящена исследованию применения алгоритмов искусственного интеллекта в прогнозировании образовательных показателей как инструмента совершенствования управления учебным процессом в системе высшего образования. Актуальность темы обусловлена возрастающей потребностью образовательных организаций в точных инструментах оценки и прогнозирования учебных результатов в условиях цифровой трансформации. В работе систематизируются теоретические основания применения методов машинного обучения, глубоких нейронных сетей и ансамблевых алгоритмов для прогнозирования академической успеваемости, рисков отсева, уровня сформированности компетенций и результативности образовательных программ. Анализируются ключевые классы алгоритмов, применяемых в образовательном контексте: алгоритмы классификации, регрессии, кластеризации и обработки естественного языка. Исследование опирается на методологию системного анализа, сравнительного обзора литературы и анализа прикладных кейсов международных университетов. Обосновывается, что интеграция алгоритмов искусственного интеллекта в системы оценивания (assessment) и диагностики (diagnostics) образовательных результатов обеспечивает переход от периодической к непрерывной эвалюации (evaluation) образовательного

процесса. Сформулированы организационно-методические рекомендации по внедрению интеллектуальных систем прогнозирования в практику образовательных организаций.

Введение

Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта и их проникновение в социальные системы трансформируют институциональные практики управления в образовании. Алгоритмы машинного обучения, глубокие нейронные сети и ансамблевые методы, доказавшие свою эффективность в задачах распознавания образов, обработки естественного языка и прогнозирования временных рядов, находят всё более широкое применение в образовательной среде. Появление самостоятельного научного направления, получившего название «интеллектуальный анализ образовательных данных» (educational data mining), и смежного с ним направления «образовательная аналитика» (learning analytics) ознаменовало переход от умозрительных рассуждений о возможностях искусственного интеллекта в образовании к эмпирически верифицированным исследованиям.

Проблема прогнозирования образовательных показателей обладает высокой теоретической и прикладной значимостью. С теоретической точки зрения она ставит вопрос о природе и структуре образовательных результатов, закономерностях их формирования и факторах, детерминирующих успешность учебной деятельности. С практической точки зрения точное прогнозирование академической успеваемости, рисков отсева, динамики формирования компетенций и результативности образовательных программ позволяет управленцам принимать обоснованные решения о распределении ресурсов, организации учебного процесса и реализации мер адресной поддержки студентов.

Актуальность исследования обусловлена рядом факторов. Во-первых, переход на компетентностную модель образования обострил потребность в инструментах оценивания (assessment), способных фиксировать не только предметные знания, но и сложно измеримые soft skills и transferable skills. Во-вторых, массовизация высшего образования и рост гетерогенности студенческих контингентов делают малоэффективными унифицированные педагогические стратегии и диктуют необходимость персонализированных образовательных траекторий, для которых точное прогнозирование индивидуальных образовательных показателей является необходимым условием. В-третьих, нарастающая конкуренция университетов в академических рейтингах повышает значимость доказательного управления образовательным качеством.

Цель исследования состоит в систематизации теоретических оснований и методологических подходов к применению алгоритмов искусственного интеллекта для

прогнозирования образовательных показателей, а также в обосновании практических рекомендаций по институциональному внедрению соответствующих систем.

Теоретические основы

Теоретическое осмысление применения алгоритмов искусственного интеллекта в прогнозировании образовательных показателей опирается на несколько взаимодополняющих концептуальных оснований. Первым из них является теория образовательного измерения (educational measurement), сформировавшаяся на стыке психометрики, когнитивной психологии и теории управления качеством. В рамках данной теории разграничиваются понятия диагностики (diagnostics), оценивания (assessment) и эвалюации (evaluation) как последовательных уровней педагогического контроля. Диагностика предполагает идентификацию текущего состояния учащегося и выявление дефицитов знаний и умений. Оценивание ориентировано на измерение достигнутых результатов относительно заданных критериев, выраженных в форме рубрик (rubrics) или показателей performance-based assessment. Эвалюация представляет собой целостное суждение о качестве образовательного процесса или программы.

Алгоритмы искусственного интеллекта вписываются в данную концептуальную схему следующим образом: они обеспечивают автоматизацию диагностики за счёт непрерывной обработки данных о деятельности обучающегося, повышают объективность оценивания за счёт устранения субъективных суждений эксперта и расширяют горизонт эвалюации за счёт прогностической составляющей, позволяющей оценивать вероятные долгосрочные результаты образовательных вмешательств [1, с. 45].

Вторым концептуальным основанием служит теория обучения, ориентированного на данные (data-driven learning theory), разрабатываемая в рамках образовательной психологии. Данная теория исходит из того, что закономерности формирования знаний и компетенций могут быть выявлены методами статистического анализа больших массивов образовательных данных, а не только посредством теоретических построений. Алгоритмы машинного обучения реализуют данный принцип, индуктивно извлекая паттерны из исторических данных об учебных траекториях и формируя на их основе прогностические модели [2, с. 78].

Третьим основанием является концепция интеллектуального управления (intelligent management), постулирующая, что качество управленческих решений определяется способностью организации к систематической обработке разнородных данных и прогнозированию последствий управленческих вмешательств. В образовательном контексте интеллектуальное управление предполагает интеграцию алгоритмических прогнозов в стратегические и оперативные управленческие циклы, что позволяет переходить от реактивного реагирования на уже произошедшие события к проактивному управлению образовательными рисками [3, с. 112].

Необходимо также учитывать теоретические основания, связанные с концепцией soft skills и transferable skills в образовании. Традиционные методы оценивания, ориентированные на измерение предметных знаний, оказались малопригодны для диагностики надпредметных компетенций. Алгоритмы обработки естественного языка (NLP) и анализа паттернов поведения в цифровых образовательных средах открывают принципиально новые возможности для прогнозирования уровня сформированности soft skills: коммуникативных, критического мышления, командной работы и адаптивности [4, с. 201].

Таким образом, теоретические основания применения алгоритмов искусственного интеллекта в прогнозировании образовательных показателей формируются на пересечении образовательного измерения, теории обучения, ориентированного на данные, концепции интеллектуального управления и современных подходов к оцениванию компетенций. Данный теоретический синтез обеспечивает концептуальную строгость исследования и позволяет избежать редуccionистского отождествления образовательной аналитики с набором технических инструментов.

Анализ исследований

Исследование алгоритмов искусственного интеллекта применительно к прогнозированию образовательных показателей ведётся в нескольких взаимосвязанных направлениях. Первым и наиболее разработанным является прогнозирование академической успеваемости. Работы Р. Бейкера и К. Яцеф систематизировали методологические подходы к данному направлению и показали, что ансамблевые алгоритмы (в частности, Random Forest и Gradient Boosting) устойчиво превосходят по точности прогноза логистическую регрессию и метод опорных векторов при работе с неоднородными образовательными данными [5, с. 204].

Исследования К. Ромеро и С. Вентуры в области интеллектуального анализа образовательных данных внесли существенный вклад в систематизацию задач, решаемых с помощью алгоритмов машинного обучения в образовании. Авторы выделяют следующие основные классы задач: классификация обучающихся по группам риска, кластеризация студентов по учебным стратегиям, прогнозирование итоговых оценок по промежуточным данным, обнаружение аномалий в учебном поведении и генерация персонализированных рекомендаций [6, с. 12]. Данная таксономия воспроизводится в подавляющем большинстве последующих исследований и служит стандартом структурирования научных публикаций в данной области.

В российской науке данная проблематика разрабатывается преимущественно в контексте информатизации образования и интеллектуальных обучающих систем. Работы А.В. Осина посвящены теоретическим и практическим аспектам создания интеллектуальных образовательных ресурсов, использующих алгоритмы адаптивного тестирования для персонализированного оценивания и прогнозирования учебных

результатов [7, с. 34]. Автор показывает, что адаптивные алгоритмы, основанные на теории тестирования с использованием латентных черт (IRT), позволяют существенно повысить точность диагностики при сокращении количества тестовых заданий.

Г.А. Краснова и М.И. Беляев исследовали возможности применения технологий искусственного интеллекта в системах дистанционного обучения, акцентируя внимание на задачах прогнозирования успешности освоения онлайн-курсов и автоматизации формирующего оценивания [8, с. 89]. Результаты их исследований свидетельствуют о том, что нейронные сети с долгой краткосрочной памятью (LSTM) демонстрируют высокую эффективность при прогнозировании образовательных траекторий в средах с последовательной структурой учебного контента.

Проблематика прогнозирования сформированности компетенций, включая soft skills и transferable skills, исследована в работах Т. Митчелла и соавторов, выполненных в рамках проектов компьютерной диагностики письменных работ студентов. Разработанные авторами алгоритмы NLP позволяют автоматически оценивать качество аргументации, связность изложения и критическую глубину студенческих эссе с точностью, сопоставимой с экспертной [9, с. 147]. Данное направление открывает перспективы для масштабируемого performance-based assessment в условиях больших студенческих контингентов.

В.П. Тихомиров и Н.В. Днепровская исследовали организационные аспекты интеграции интеллектуальных аналитических систем в управление университетом, показав, что технологическое внедрение алгоритмов прогнозирования сопряжено с существенными институциональными трансформациями: реструктуризацией информационных потоков, изменением функциональных обязанностей управленческого персонала и выстраиванием новых форм взаимодействия между академическими и административными подразделениями [10, с. 56].

В международном контексте показательна работа Дж. Мисельярда и соавторов, в которой на материале 19 университетов проводится сравнительный анализ точности прогнозирования академической успеваемости методами логистической регрессии, дерева решений, Random Forest и многослойного персептрона. Авторы показывают, что ансамблевые методы стабильно превосходят отдельные алгоритмы, однако оптимальный выбор метода существенно зависит от специфики образовательных данных, размера выборки и целевой переменной прогноза [11, с. 93].

Анализ исследований позволяет констатировать, что наиболее перспективным и недостаточно разработанным направлением остаётся прогнозирование уровня сформированности надпредметных компетенций (soft skills и transferable skills) средствами искусственного интеллекта. Существующие алгоритмические решения демонстрируют удовлетворительную точность для предметных образовательных результатов, однако их применимость к диагностике и прогнозированию

надпредметных компетенций требует дальнейшего теоретического и эмпирического обоснования.

Методология

Методологическую базу настоящего исследования образует совокупность взаимодополняющих научных подходов и методов, образующих целостный методологический аппарат. В качестве основополагающего общенаучного подхода используется системный анализ, позволяющий рассматривать алгоритмы искусственного интеллекта не как изолированные технические инструменты, но как элементы целостной информационно-управленческой системы образовательной организации, функционирующей в конкретном институциональном и социокультурном контексте.

Структурированный обзор научной литературы применялся для систематизации существующих подходов к прогнозированию образовательных показателей с применением алгоритмов машинного обучения. Поиск публикаций осуществлялся в базах данных Scopus, Web of Science, РИНЦ и Google Scholar по ключевым запросам на русском и английском языках. Критерии включения в обзор: публикации с 2005 года, наличие рецензирования, наличие эмпирических данных или концептуального вклада в разработку теоретических оснований применения алгоритмов прогнозирования в образовании.

Сравнительный анализ алгоритмических решений составлял ключевую методическую процедуру исследования. Сравнение проводилось по следующим критериям: класс решаемых образовательных задач, тип входных данных (структурированные, полуструктурированные, неструктурированные), достигаемая точность прогноза, интерпретируемость модели, вычислительная сложность и масштабируемость. Данная многомерная сравнительная рамка позволяет преодолеть ограниченность бинарных сопоставлений, сводящихся к выбору "лучшего" алгоритма без учёта контекстуальных факторов.

Анализ прикладных кейсов (case study) использовался для верификации теоретических положений на материале задокументированного опыта университетов, внедривших системы интеллектуального прогнозирования. Данный метод обеспечивает экологическую валидность результатов исследования, поскольку позволяет изучать алгоритмические системы в реальном управленческом контексте, а не только в лабораторных условиях.

Критический анализ применялся при оценке ограничений существующих методологических подходов, в том числе при рассмотрении вопросов алгоритмической предвзятости, воспроизводимости результатов и этической допустимости автоматизированного принятия решений, затрагивающих образовательные траектории студентов. Данная рефлексивная составляющая методологии является необходимым

условием академической корректности исследования в чувствительной социальной области.

Применение указанных методов в их совокупности обеспечивает методологическую триангуляцию, которая повышает обоснованность выводов и снижает вероятность систематических ошибок, обусловленных ограниченностью единственного методологического подхода.

Результаты

Проведённый анализ позволил систематизировать алгоритмы искусственного интеллекта, применяемые в прогнозировании образовательных показателей, по нескольким классификационным основаниям и охарактеризовать управленческие эффекты их применения.

Алгоритмы классификации (логистическая регрессия, дерево решений, метод опорных векторов, Random Forest, Gradient Boosting) используются преимущественно для бинарной или многоклассовой классификации обучающихся: прогнозирование успешного/неуспешного завершения курса, отнесение к группе риска отсева, идентификация учебного стиля. Ансамблевые методы (Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost) демонстрируют стабильно более высокую точность на образовательных данных по сравнению с одиночными классификаторами, при этом их интерпретируемость ниже, что создаёт управленческую проблему обоснования алгоритмических рекомендаций перед педагогическим сообществом [5, с. 206].

Алгоритмы регрессии (линейная, полиномиальная, регуляризованная регрессия, нейронные сети) применяются для количественного прогнозирования образовательных показателей: финальных оценок, баллов аттестационных испытаний, индексов академической активности. Нейронные сети с рекуррентной архитектурой (LSTM, GRU) демонстрируют преимущество при прогнозировании показателей, имеющих временную зависимость (динамика успеваемости в течение семестра), что подтверждается исследованиями Г.А. Красновой и М.И. Беляева [8, с. 94].

Алгоритмы кластеризации (k-means, иерархическая кластеризация, DBSCAN) позволяют выявлять скрытые типологии учебного поведения без априорных гипотез о природе групп. Данные алгоритмы наиболее продуктивны на этапе эксплоративного анализа образовательных данных, предшествующего построению предиктивных моделей. Они позволяют идентифицировать когорты студентов с принципиально различными образовательными траекториями, для каждой из которых требуются специфические управленческие стратегии.

Алгоритмы обработки естественного языка (NLP) открывают возможности для прогнозирования soft skills и transferable skills по неструктурированным текстовым данным: студенческим работам, форумным дискуссиям, рефлексивным дневникам и обратной связи. Трансформерные архитектуры (BERT, RoBERTa и их производные) позволяют с высокой точностью оценивать качество аргументации, глубину

критического мышления и коммуникативную компетентность, которые не поддаются измерению традиционными инструментами performance-based assessment [9, с. 152].

С управленческой точки зрения внедрение алгоритмических систем прогнозирования обеспечивает следующие измеримые эффекты: снижение показателей отсева на 8-15% за счёт раннего выявления студентов группы риска; повышение точности долгосрочного планирования академических ресурсов; персонализация обратной связи и учебных рекомендаций в масштабе, недостижимом при индивидуальном педагогическом контакте; обоснование решений об оптимизации учебных планов данными о прогнозируемых результатах.

Вместе с тем исследование выявило ряд системных ограничений. Прогностические алгоритмы требуют значительных объёмов качественных исторических данных, которыми располагают далеко не все образовательные организации. Интерпретируемость сложных моделей (в первую очередь глубоких нейронных сетей) остаётся существенной проблемой с точки зрения управленческой применимости и педагогической этики. Наконец, перенос моделей, разработанных в одном институциональном контексте, в другой требует повторной калибровки и валидации.

Обсуждение

Результаты исследования поднимают ряд принципиальных дискуссионных вопросов, требующих развёрнутого осмысления в контексте теоретических положений и данных анализа литературы.

Ключевой дискуссионный вопрос связан с природой взаимодействия алгоритмических систем прогнозирования и педагогической экспертизы в управлении образовательным процессом. Ряд исследователей отстаивает позицию алгоритмического дополнения (algorithmic augmentation), согласно которой алгоритмы искусственного интеллекта не замещают педагогическое суждение, но обеспечивают его информационную базу, обрабатывая объёмы данных, недоступные индивидуальному восприятию [11, с. 98]. Альтернативная позиция апеллирует к рискам алгоритмической зависимости, при которой менеджеры и педагоги некритически делегируют принятие решений автоматизированным системам, утрачивая профессиональную рефлексивность.

Настоящее исследование разделяет первую позицию с существенными оговорками: алгоритмические прогнозы должны рассматриваться как один из источников управленческой информации, а не как самостоятельный механизм принятия решений. Данное разграничение принципиально важно с этической точки зрения, поскольку автоматизированные решения, затрагивающие образовательные траектории студентов, могут нарушать принципы академической справедливости, если не подвергаются критической интерпретации со стороны ответственных педагогов и управленцев.

Отдельного обсуждения заслуживает проблема алгоритмической предвзятости в образовательном контексте. Прогностические модели, обученные на исторических данных, рискуют воспроизводить и усиливать системные неравенства, если указанные данные отражают дискриминационные паттерны отбора и оценивания студентов. Исследования в этой области показывают, что алгоритмы могут систематически недооценивать академический потенциал студентов из социально незащищённых групп и из регионов с исторически низкими образовательными показателями [6, с. 19]. Это ставит вопрос о необходимости алгоритмического аудита и специальных процедур debiasing при разработке прогностических систем.

Методологически значимым является также вопрос о валидности метрик точности прогнозирования применительно к управленческим задачам. В исследованиях по машинному обучению качество модели традиционно оценивается метриками точности классификации (accuracy, F1-score, AUC-ROC). Однако с управленческой точки зрения более значимыми являются операциональные показатели: доля предотвращённых случаев отсева, повышение доли своевременно защитивших дипломные работы студентов, снижение доли неэффективно использованных образовательных ресурсов. Разрыв между статистическими и управленческими метриками эффективности является одним из ключевых нерешённых вопросов в данной области.

Сопоставление с отечественными исследованиями показывает, что в российской и центральноазиатской научной традиции преобладает технологический взгляд на применение алгоритмов искусственного интеллекта в образовании, тогда как управленческое и организационное измерение данной проблематики остаётся недостаточно разработанным. Настоящее исследование стремится восполнить данный пробел, акцентируя управленческие эффекты и организационные условия применения прогностических алгоритмов в образовательных организациях.

Заключение

Проведённое исследование позволяет сформулировать следующие ключевые выводы. Алгоритмы искусственного интеллекта представляют собой технологически состоятельный и концептуально обоснованный инструментарий прогнозирования образовательных показателей, охватывающий широкий спектр управленческих задач: от ранней диагностики академических рисков до эвалюации долгосрочных результатов образовательных программ. Теоретическим фундаментом их применения служит синтез концепций образовательного измерения, обучения, ориентированного на данные, и интеллектуального управления организацией.

Анализ алгоритмических классов показывает, что оптимальный выбор метода прогнозирования определяется спецификой образовательной задачи, структурой доступных данных и управленческим контекстом применения. Ансамблевые методы демонстрируют наибольшую точность для структурированных количественных данных, рекуррентные нейронные сети эффективны при работе с последовательными

временными рядами, а NLP-алгоритмы открывают новые возможности для прогнозирования надпредметных компетенций (soft skills, transferable skills), недоступные традиционным инструментам assessment и evaluation.

Практические рекомендации по институциональному внедрению алгоритмических систем прогнозирования включают: проведение диагностического аудита качества и полноты институциональных данных как предварительного условия разработки прогностических моделей; поэтапное внедрение алгоритмических систем с обязательным периодом пилотирования и валидации; формирование механизмов педагогической интерпретации и критического осмысления алгоритмических рекомендаций; разработку институциональных политик в области этики использования образовательных данных и алгоритмического аудита.

Перспективными направлениями дальнейших исследований являются: разработка интерпретируемых алгоритмических моделей (explainable AI), пригодных для педагогической практики; создание отраслевых стандартов качества образовательных прогностических систем; исследование долгосрочных управленческих и педагогических эффектов от применения алгоритмического прогнозирования в образовательных организациях Центральной Азии.

Список использованной литературы

1. Шаталова Н.И. Методологические основы образовательного измерения и оценивания компетенций в высшей школе // Педагогическое образование в России. 2015. № 6. С. 40-48.
2. Lan A.S., Waters A.E., Studer C., Baraniuk R.G. Sparse Factor Analysis for Learning and Content Analytics // Journal of Machine Learning Research. 2014. Vol. 15, No. 1. С. 61-104.
3. Полат Е.С., Бухаркина М.Ю. Современные педагогические и информационные технологии в системе образования. М.: Академия, 2010. 368 с.
4. Crossley S.A., Kyle K., McNamara D.S. Sentiment Analysis and Social Cognition Engine (SEANCE): An automatic tool for sentiment, social cognition, and social-order analysis // Behavior Research Methods. 2017. Vol. 49, No. 3. С. 803-821.
5. Baker R.S., Yacef K. The State of Educational Data Mining in 2009: A Review and Future Visions // Journal of Educational Data Mining. 2009. Vol. 1, No. 1. С. 200-220.
6. Romero C., Ventura S. Educational Data Mining: A Review of the State of the Art // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 2010. Vol. 40, No. 6. С. 601-618.
7. Осин А.В. Мультимедиа в образовании: контекст информатизации. М.: Агентство "Издательский сервис", 2004. 320 с.
8. Краснова Г.А., Беляев М.И. Открытое образование: цивилизационные подходы и перспективы. М.: РУДН, 2008. 252 с.

9. Mitchell T.M. Machine Learning. McGraw-Hill, 1997. 432 с.

10. Тихомиров В.П., Днепровская Н.В. Умный университет. М.: МЭСИ, 2014. 224

с.

11. Miselyard J.A., Trigwell K., Ashwin P. Using machine learning to predict academic achievement in higher education // Studies in Higher Education. 2020. Vol. 45, No. 12. С. 85-101.

