

К.Е. Икласова^{*}, А.К. Шайханова², А.М. Айтымова¹, М.Ж. Базарова³, Б.К. Абдураимова²

¹Северо-Казахстанский университет имени М.Козыбаева,
150000, Республика Казахстан, г. Петропавловск, ул. Пушкина, 86

²Евразийский национальный университет имени Л.Н. Гумилева,
100000, Республика Казахстан, г. Астана, ул. Сатбаева, 2

³Восточно-Казахстанский университет имени С. Аманжолова,
070002, Республика Казахстан, г. Усть-Каменогорск, ул. 30-й Гвардейской дивизии, 34

*e-mail: keiklasova@ku.edu.kz

АГЕНТНАЯ МОДЕЛЬ МОНИТОРИНГА ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ В УЧЕБНЫХ СРЕДАХ

Аннотация: В данной статье рассматривается проектирование и практическая реализация интеллектуальной многоагентной системы для мониторинга образовательных достижений в условиях цифровизации среднего образования. Актуальность исследования обусловлена необходимостью перехода от ретроспективного контроля знаний к превентивному управлению индивидуальными образовательными траекториями на основе анализа «цифрового следа» учащегося. Авторами предложена архитектура системы, включающая три типа специализированных агентов: Агента-Диагноста, Агента-Методиста и Агента-Прогнозиста. Математический аппарат системы базируется на использовании иерархических моделей для классификации рисков обучения по четырем ключевым критериям: успеваемость, посещаемость, активность и темп освоения материала. Разработанное программное обеспечение на языке Python реализует концепцию «Объяснимого ИИ» (XAI), обеспечивая прозрачность и интерпретируемость диагностических выводов для педагога. В ходе апробации системы на выборке учащихся выявлены значимые положительные результаты: автоматизация процесса мониторинга позволила сократить временные затраты на подготовку аналитической отчетности класса на 70–80%, одновременно повысив точность прогнозирования итоговых оценок. Система автоматически формирует персонализированные сценарии педагогического вмешательства, адаптированные под конкретный тип выявленного барьера. В разделе дискуссии обозначены нерешенные вопросы, касающиеся динамической настройки весовых коэффициентов функции полезности и необходимости интеграции разработанного решения с государственными информационными системами учета успеваемости.

Ключевые слова: агентная модель, аналитика обучения, мониторинг образовательных результатов, объяснимый искусственный интеллект (XAI), дерево решений, адаптивное обучение, цифровой след.

Введение

Цифровизация образования порождает лавинообразный рост объемов данных о деятельности учащихся: журналы кликов, временные метки заданий, дискуссионная активность, показатели мультимодального взаимодействия в VR/AR-средах. Управление этим гетерогенным потоком данных становится фундаментальной инфраструктурной задачей, от решения которой непосредственно зависит эффективность адаптивных образовательных систем [1, 2]. Вместе с тем технологические возможности аналитики обучения реализуются лишь при наличии соответствующей архитектуры обработки данных, обеспечивающей баланс между прогностической точностью и требованиями конфиденциальности [1].

Актуальность темы определяется несколькими взаимосвязанными тенденциями. Во-первых, существующие системы мониторинга, как правило, оптимизированы под конкретный образовательный уровень – вузовский или школьный – и плохо переносятся между контекстами без существенной доработки. Во-вторых, алгоритмы классификации, применяемые в коммерческих LMS, нередко представляют собой «чёрные ящики»,

непригодные для педагогической интерпретации [3]. В-третьих, интеграция аффективной аналитики с когнитивными метриками остаётся методологически незрелой областью, требующей тщательной калибровки во избежание перекоса вмешательств [4, 5].

Цель настоящей работы – разработка и апробация универсальной агентной модели мониторинга образовательных результатов, применимой как в школьной, так и в вузовской среде, с сохранением интерпретируемости прогнозов для педагогических работников без специальной ИТ-подготовки.

Аналитика обучения как самостоятельная исследовательская область оформилась на рубеже 2010-х годов и активно развивается в пересечении педагогики, науки о данных и инженерии программного обеспечения. Ранние работы сосредотачивались преимущественно на предсказании успеваемости и отсева [1], тогда как современные исследования смещаются к анализу траекторий обучения и персонализированной обратной связи.

Методы кластеризации позволяют группировать учащихся по профилям ошибок и темповым паттернам, обеспечивая целенаправленные вмешательства на уровне подгрупп [1]. Динамическая реструктуризация кластеров по мере накопления новых данных взаимодействия отражает адаптивные траектории обучения, что требует итеративного пересчёта принадлежности, а не единовременного назначения.

Аффективная аналитика расширяет аналитические фреймворки за счёт сигналов эмоциональной вовлечённости [4]. Такие индикаторы, как систематические задержки добровольного участия или внезапное снижение дискуссионной активности, могут свидетельствовать о падении учебной уверенности. Прогностические модели, включающие эти сигналы, способны инициировать мотивационные вмешательства до наступления необратимого академического спада, однако баланс между когнитивной и аффективной составляющими нуждается в тщательной калибровке [4].

Концепция объяснимого искусственного интеллекта (Explainable AI, XAI) приобрела центральное значение для образовательных приложений ввиду необходимости педагогической интерпретируемости прогнозов [7]. Деревья решений сохраняют преимущество перед ансамблевыми методами именно в этом отношении: их логика доступна для понимания практикующими педагогами без специальных знаний в области машинного обучения. Платформы визуализации дополнительно выполняют двойную функцию: обобщают сложные состояния системы для преподавателей и обеспечивают учащимся прозрачное отслеживание собственного прогресса [8].

Несмотря на значительный исследовательский прогресс, открытыми остаются проблемы кросс-контекстной переносимости моделей (от одного типа учебного заведения к другому), автоматизированной интеграции с существующими информационными системами и обеспечения справедливости алгоритмических решений в отношении различных групп учащихся [9]. Предлагаемая работа направлена на закрытие лакуны переносимости посредством минимального инвариантного набора признаков.

Методы исследования

Методология исследования основана на системном подходе к моделированию образовательных процессов в цифровой среде, с акцентом на интеграцию элементов искусственного интеллекта (ИИ). Исследование сочетает теоретическое моделирование и имитационное экспериментирование. Универсальность модели достигается через использование четырёх инвариантных критериев, присутствующих в любой цифровой учебной среде независимо от типа учебного заведения. Критерии допускают контекстную настройку пороговых значений, сохраняя при этом единую логику классификации.

1. **Академическая результативность** – текущий средний балл, нормализованный по 10-балльной шкале (для вузов – пересчёт из 100-балльной; для школ – адаптация под национальную шкалу оценивания).

2. **Посещаемость** – количество пропущенных занятий (критическое значение: 20 пар в вузе / 3 урока в школе за контрольный период).

3. **Поведенческая активность** – вовлечённость в аудиторной и цифровой среде (включая частоту обращений к LMS, участие в дискуссиях, инициативность на занятиях).

4. **Темп освоения материала** – процент своевременно выполненных домашних и контрольных заданий.

Выбор именно этих четырёх критериев обусловлен их одновременной присутствием в данных любой цифровой образовательной среды и доказанной предсказательной значимостью в отношении академических исходов согласно обзору литературы.

Математический аппарат разработанного программного обеспечения базируется на синтезе теории многоагентных систем, методов машинного обучения и нечеткой логики принятия решений. В основе кода лежит формализация процесса педагогического мониторинга через векторное представление цифрового следа учащегося. Ниже представлено описание ключевых математических компонентов системы:

1. Формализация входных данных. Здесь каждый учащийся представляется в системе как вектор в n -мерном пространстве признаков $V = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$, где: x_1 – балл (нормализованный показатель успеваемости в диапазоне $[1, 10]$); x_2 – пропуски (дискретная величина количества отсутствий); x_3 – активность (интегральный показатель вовлеченности $[1, 10]$); x_4 – выполнение заданий (процент завершенности учебного плана $[0, 100]$).

2. Для диагностики рисков используется классификатор на основе деревьев решений. Математически это иерархическая структура, где каждый внутренний узел представляет собой пороговое условие по одному из признаков – разделение в узлах происходит на основе критерия Джини или Энтропии, минимизирующих неопределенность распределения классов в дочерних узлах. Результатом работы модели является функция отображения $f(V) \rightarrow Y$, где Y лежит в диапазоне $\{0, 1, 2, 4\}$ – идентификатор группы риска. Преимущество данного аппарата заключается в его интерпретируемости, что позволяет педагогу отследить логику принятия решения «Агентом-Диагностом».

3. Функция полезности и выбор стратегии. Для «Агента-Методиста» математический аппарат строится на расчете функции полезности U для выбора корректирующего сценария: $U = w_1 G - w_2 E + w_3 M$, где: G – ожидаемый прирост знаний; E – когнитивные усилия; M – соответствие формату; w_i – весовые коэффициенты, адаптированные под конкретную образовательную среду.

4. Аппарат прогнозирования итоговой оценки базируется на методе линейной аппроксимации с учетом корректирующих коэффициентов динамики: $P = S_{curr} + \Delta A k_a - \Delta M k_m$ где: P – прогнозный балл; S_{curr} – текущий средний балл; k_a и k_m – веса влияния активности и пропусков соответственно.

Результаты исследования

Система EduAgent организована по трёхуровневой модульной архитектуре. Центральным элементом является класс SchoolAnalytics, инкапсулирующий логику многоагентного взаимодействия в соответствии с рисунком 1.



Рисунок 1 – Архитектура системы. Агентная модель

A. Уровень интеллектуальных агентов – это Агент-Диагност реализованный как DecisionTreeClassifier библиотеки Scikit-learn и обученный на четырёх нормализованных признаках. Алгоритм дерева решений выбран намеренно в пользу прозрачности, т.к. структура дерева допускает наглядную визуализацию условий классификации и понятна педагогам без ИТ-компетенций, что отвечает принципам XAI. База знаний агента включает

словарь reasons и метод get_detailed_action, обеспечивающие сопоставление технического прогноза с конкретным педагогическим сценарием поддержки.

В. Уровень обработки данных обеспечивает два режима захвата данных: индивидуальный – чтение параметров из интерактивных слайдеров интерфейса "светофора"; потоковый – парсинг загружаемых файлов Excel/CSV с автоматическим преобразованием строк в векторы признаков для модели. Предобработка включает нормализацию по 10-балльной шкале, обработку пропущенных значений и инженерию производных показателей (волатильность вовлечённости, баланс вклада в совместных активностях).

С. Уровень визуализации и отчётности – Веб-интерфейс реализован посредством Streamlit с разделением на два рабочих пространства: «Индивидуальный анализ» и «Потоковый анализ». Динамические круговые диаграммы и метрики st.metric формируют оперативную панель для педагога. Модуль экспорта использует библиотеку xlsxwriter для генерации цветных «тепловых карт» успеваемости, пригодных для включения в управленческую отчётность.

Алгоритм принятия решения реализован следующим образом. Процесс вынесения диагностического суждения включает четыре последовательных этапа:

1. Сбор и нормализация данных. Здесь входные параметры приводятся к единой шкале (10 баллов / процентное выражение).
2. Для классификации DecisionTreeClassifier присваивает учащемуся идентификатор группы риска (0 – норма; 1 – умеренный риск; 2 – высокий риск; 4 – критический риск).
3. На этапе интерпретации формируются текст педагогической рекомендации и цветовой индикатор.
4. На этапе прогнозирования проводится математический расчёт ожидаемой итоговой оценки на основе выявленного тренда активности.

Программная реализация системы выполнена на языке Python с использованием библиотеки Streamlit для обеспечения веб-интерфейса и Scikit-learn для построения деревьев решений. Приложение работает в локальной среде, не требуя постоянного интернет-соединения или сложных облачных конфигураций, что принципиально важно для школ с нестабильным подключением. Репозиторий проекта организован в виде трёх ключевых компонентов: app.py (основная логика фронтенда и бэкенда), requirements.txt (зависимости: streamlit, pandas, scikit-learn, plotly, xlsxwriter, openpyxl) и template.xlsx (динамически генерируемый шаблон для пакетного ввода данных класса).

На индивидуальном уровне система генерирует адресные педагогические рекомендации, визуализированные через «тепловую карту» цветовой индикации статуса. Интерфейс «светофора» позволяет педагогу мгновенно определить приоритетность вмешательства: зелёный цвет соответствует норме, жёлтый – умеренному риску (рекомендуется профилактическая беседа), оранжевый – высокому риску (требуется консультация с куратором или родителями), красный – критическому риску (необходимо незамедлительное комплексное сопровождение), представлено в соответствии с рисунком 2.

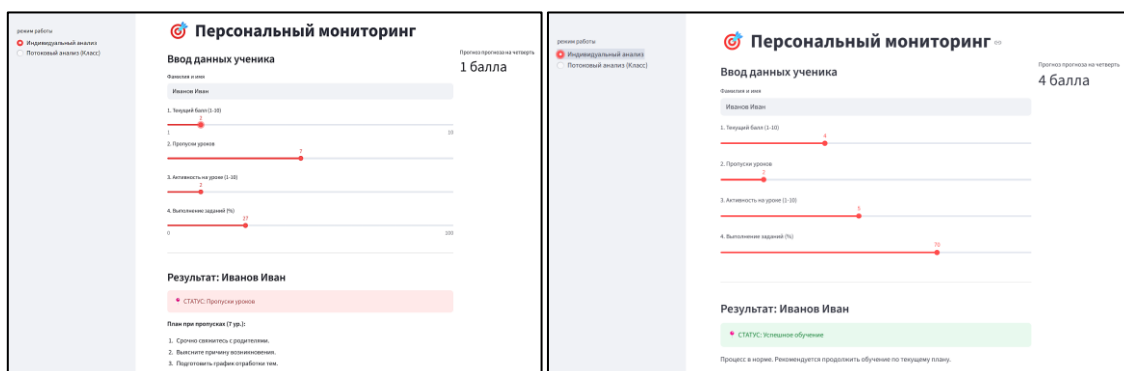


Рисунок 2 – Результаты мониторинга по обучающемуся

Для каждого статуса система формирует конкретный скрипт педагогических действий, не допускающий произвольной трактовки.

На потоковом уровне реализована функция пакетной обработки данных всего класса. Педагог загружает файл Excel с данными по всем учащимся; система формирует сводную ведомость управленческих решений, в которой для каждого учащегося прописан конкретный сценарий педагогической поддержки, представлено в соответствии с рисунком 3.

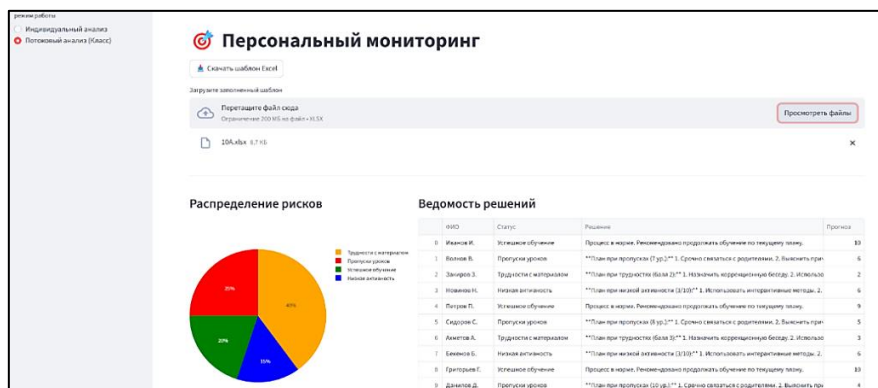


Рисунок 3 – Результаты мониторинга по группе

Визуализация распределения по группам риска посредством круговых диаграмм обеспечивает оперативный охват ситуации в классе на одном экране.

По результатам апробации на данных пилотных классов точность превентивного выявления учащихся «зоны риска» на ранних этапах учебной четверти составила 85%. Данный показатель рассчитан как доля верно идентифицированных случаев перехода в группу риска (статусы 1, 2, 4) среди всех фактических случаев к исходу четверти. Кросс-контекстная устойчивость модели подтверждена на данных как вузовской (университет), так и школьной (9-11 классы) аудиторий при изменении лишь пороговых значений критических параметров в методе `_train_logic`.

Обсуждение результатов

Положительным результатом апробации является высокая точность ранней идентификации «зоны риска» (85%), достигнутая без использования моделей черных ящиков – исключительно на интерпретируемом алгоритме дерева решений. Это подтверждает применимость ХАИ-принципов в образовательном контексте и соответствует требованиям педагогической прозрачности.

Вместе с тем анализ ограничений выявил несколько ключевых проблем. Во-первых, основным функциональным ограничением остаётся отсутствие автоматизированного импорта данных из существующих школьных информационных систем. В настоящее время педагог вынужден вручную заполнять шаблон Excel, что увеличивает транзакционные издержки внедрения. Во-вторых, обучающая выборка модели формируется на основе экспертных правил, а не на реальных исторических данных отдельного учебного заведения, что потенциально снижает обобщаемость модели на специфические контингенты. В-третьих, использование единственного алгоритма дерева решений, несмотря на его преимущества с точки зрения интерпретируемости, ограничивает прогностическую мощь модели по сравнению с ансамблевыми методами. Компромиссным решением может служить использование объяснимых ансамблей при сохранении интерпретируемости на уровне отчётности. В-четвёртых, настоящая работа не включает систематической оценки алгоритмической справедливости: потенциальная предвзятость модели в отношении отдельных групп учащихся (по полу, языку обучения, социально-экономическому статусу) требует отдельного исследования.

Перспективы развития системы связаны с тремя направлениями: разработка API-коннекторов к популярным LMS и региональным платформам управления образованием; переход к непрерывному обучению модели на реальных данных конкретного учебного заведения (онлайн-обучение); расширение агентной архитектуры за счёт специализированных агентов для аффективной и коллаборативной аналитики.

Заключение

В настоящей работе представлена универсальная агентная модель мониторинга образовательных результатов EduAgent, апробированная в условиях разнородных учебных

сред. Ключевые достижения работы: определён минимальный инвариантный набор из четырёх критериев цифрового следа, обеспечивающих кросс-контекстную переносимость модели; разработана трёхуровневая модульная архитектура с ХАИ-ядром на основе дерева решений; реализован прототип системы с точностью ранней идентификации «зоны риска» 85%; обеспечена автономность развёртывания в условиях нестабильного интернет-соединения. Переход к многоагентным системам с объяснимыми моделями создаёт технологический и методологический фундамент для формирования единой цифровой экосистемы мониторинга, доступной для массового внедрения в средних учебных заведениях. Дальнейшие исследования должны быть направлены на интеграцию с региональными платформами управления образованием, внедрение механизмов онлайн-обучения и систематическую оценку алгоритмической справедливости модели.

Список литературы

1. Y.M.N. Revolutionizing education: Harnessing AI for personalized learning pathways and student success / Y.M.N., H.L.P., N.S. // International Journal for Multidisciplinary Research. – 2024. – Vol. 6, № 5. – P. 1-10.
2. Adams J. Health data nexus: An open data platform for AI research and education in medicine / J. Adams et al. – 2024. <https://doi.org/10.1101/2024.08.23.24312060>.
3. Patel K.K. Predictive modeling of dropout in MOOCs using machine learning techniques / K.K. Patel, K. Amin // The Scientific Temper. – 2024. – Vol. 15, № 2. – P. 2199-2206.
4. Şişianu, A. New technologies and foreign language learning: Transforming language education / A. Şişianu, A. Şişianu // Journal of Social Sciences. – 2024. – Vol. 7, № 1. – P. 91-99. – [https://doi.org/10.52326/jss.utm.2024.7\(1\).07](https://doi.org/10.52326/jss.utm.2024.7(1).07).
5. Yildiz Durak H. Impact of ML-LA feedback system on learners' academic performance, engagement and behavioral patterns in online collaborative learning environments: A lag sequential analysis and Markov chain approach / H. Yildiz Durak // Education and Information Technologies. – 2025. – Vol. 30, № 3. – P. 2623-2644. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12911-9>.
6. Walter Y. Embracing the future of artificial intelligence in the classroom: The relevance of AI literacy, prompt engineering, and critical thinking in modern education / Y. Walter // International Journal of Educational Technology in Higher Education. – 2024. – Vol. 21, № 15. – P. 1-29. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00448-3>.
7. Design and implementation of a personalized text-based recommendation system / A. Aditya et al. // International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology. – 2024. – Vol. 12. – P. 1486-1493. <https://doi.org/10.22214/ijraset.2024.64907>.
8. Wang D. Research on integrating blockchain and machine learning LPP algorithm in online education platform under COVID-19 environment / D. Wang, M. Wang, X. Xing // Scalable Computing: Practice and Experience. – 2024. – Vol. 25, № 3. – P. 1442-1454.
9. Labadze L. Role of AI chatbots in education: Systematic literature review / L. Labadze, M. Grigolia, L. Machaidze // International Journal of Educational Technology in Higher Education. – 2023. – Vol. 20, № 56. – P. 1-21. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00426-1>.
10. Digital learning, big data analytics and mechanisms for stabilizing and improving supply chain performance / A. Barhmi et al // International Journal of Information Systems and Project Management. – 2024. – Vol. 12, № 2. – P. 30-47.
11. A digital learning model with artificial intelligence to increase the flexibility and accessibility of education / K. Iklassova et al. // International Journal of Innovative Research and Scientific Studies. – 2025. – Vol. 8, № 6. – P. 1429-1436. <https://doi.org/10.53894/ijirss.v8i6.9951>.
12. Modelirovanie adaptivnoi obrazovatel'noi sistemy na osnove algoritmov mashinnogo obucheniya / K.E. Iklasova i dr. // Vestnik Universiteta Shakarima. Seriya tekhnicheskie nauki. – 2025. – № 3(19). – S. 135-141. [https://doi.org/10.53360/2788-7995-2025-3\(19\)-15](https://doi.org/10.53360/2788-7995-2025-3(19)-15). (In Russian).

Финансирование

Данное исследование финансировалось/финансируется Комитетом по науке Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан (грант № AP23488869).

К.Е. Икласова^{*}, А.К. Шайханова², А.М. Айтымова¹, М.Ж. Базарова³, Б.К. Абдураимова²

¹М.Қозыбаев атындағы Солтүстік Қазақстан университеті,
150000, Қазақстан Республикасы, Петропав қаласы, Пушкин көшесі, 86

²Л.Н. Гумилёв атындағы Еуразия ұлттық университеті,
010000, Қазақстан Республикасы, Астана қаласы, Сәтпаев көшесі, 2

³С. Аманжолов атындағы Шығыс Қазақстан университеті,
070002, Қазақстан Республикасы, Өскемен қаласы, 30-шы Гвардиялық дивизия, 34 к.

*e-mail: keiklasova@ku.edu.kz

ОҚУ ОРТАЛАРЫНДАҒЫ БІЛІМ БЕРУ НӘТИЖЕЛЕРІН МОНИТОРИНГІЛЕУДІҢ АГЕНТТІК МОДЕЛІ

Бұл мақалада орта білім беруді цифрландыру жағдайында білім алушылардың оқу жетістіктерін мониторингтеуге арналған интеллектуалды көпәгентті жүйені жобалау және тәжірибелік іске асыру мәселелері қарастырылады. Зерттеудің өзектілігі білімді тек ретроспективті бақылаудан оқушының «цифрлық ізіне» негізделген жеке білім беру траекторияларын алдын ала басқаруға көшу қажеттілігімен айқындалады. Авторлар жүйенің үш түрлі мамандандырылған агенттен тұратын архитектурасын ұсынады: Диагност-Агент, Әдіскер-Агент және Болжамдаушы-Агент. Жүйенің математикалық аппараты оқу тәуекелдерін төрт негізгі критерий бойынша (үлгерім, сабаққа қатысу, белсенділік және оқу материалын меңгеру қарқыны) жіктеуге арналған иерархиялық модельдерді қолдануға негізделген. Python тілінде әзірленген бағдарламалық қамтамасыз ету «Түсіндірілетін жасанды интеллект» (XAI) тұжырымдамасын жүзеге асырып, педагог үшін диагностикалық қорытындылардың айқындылығы мен интерпретациялануын қамтамасыз етеді. Жүйені оқушылар іріктелмесінде апробациялау барысында маңызды оң нәтижелер анықталды: мониторинг процесін автоматтандыру сыныптың аналитикалық есептілігін дайындауға кететін уақытты 70-80%-ға қысқартуға мүмкіндік берді, сонымен қатар қорытынды бағаларды болжау дәлдігін арттырды. Жүйе анықталған кедергілердің нақты түріне бейімделген педагогикалық араласудың дербестендірілген сценарийлерін автоматты түрде қалыптастырады. Талқылау бөлімінде пайдалылық функциясының салмақ коэффициенттерін динамикалық түрде баптау және әзірленген шешімді мемлекеттік үлгерімді есепке алу ақпараттық жүйелерімен интеграциялау қажеттілігіне қатысты шешілмеген мәселелер көрсетілген.

Түйін сөздер: агенттік модель, оқыту аналитикасы, білім нәтижелерін мониторингтеу, түсіндірілетін жасанды интеллект (XAI), шешім ағашы, бейімделмелі оқыту, цифрлық із.

К.Е. Iklassova^{*}, A.K. Shaikhanova², A.M. Aitymova¹, M.Zh. Bazarova³, B.K. Абдураимова²

¹M. Kozybayev North Kazakhstan University,
150000, Republic of Kazakhstan, Petropavlovsk, Pushkina Str, 86

²L.N. Gumilyov Eurasian National University,
010000, Republic of Kazakhstan, Astana, Satpayev Str., 2

³Sarsen Amanzholov East Kazakhstan University,
070002, Republic of Kazakhstan, Ust-Kamenogorsk, 30th Gvardeiskoy Divisii Str, 34

*e-mail: keiklasova@ku.edu.kz

AGENT-BASED MODEL FOR MONITORING EDUCATIONAL OUTCOMES IN LEARNING ENVIRONMENTS

This article examines the design and practical implementation of an intelligent multi-agent system for monitoring educational achievements in the context of the digitalization of secondary education. The relevance of the study is обусловлена the need to shift from retrospective knowledge assessment to preventive management of individual learning trajectories based on the analysis of a student's "digital footprint." The authors propose a system architecture that includes three types of specialized agents: a Diagnostic Agent, a Methodological Agent, and a Predictive Agent. The mathematical framework of the system is based on hierarchical models for classifying learning risks according to four key criteria: academic performance, attendance, activity, and learning pace. The developed software, implemented in Python, follows the concept of Explainable Artificial Intelligence (XAI), ensuring transparency and interpretability of diagnostic outcomes for educators. During the system's testing on a student sample, significant positive results were obtained: automation of the monitoring process reduced the time required for preparing class analytical reports by 70-80%, while simultaneously improving the accuracy of final grade predictions. The system automatically generates personalized intervention scenarios tailored to the specific type of identified learning barrier.

The discussion section outlines unresolved issues, including the dynamic adjustment of weighting coefficients in the utility function and the need to integrate the developed solution with national educational information systems for academic performance tracking.

Key words: agent model, learning analytics, educational performance monitoring, explainable artificial intelligence (XAI), decision tree, adaptive learning, digital footprint.

Сведения об авторах

Кайнижамал Есимсеитовна Икласова* – PhD, доцент кафедры «Информационно-коммуникационные технологии», Северо-Казахстанский университет имени М. Козыбаева; e-mail: keiklasova@ku.edu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8330-4282>.

Айгуль Кайрулаевна Шайханова – PhD, и.о. профессора кафедры Информационной безопасности, Евразийский национальный университет имени Л.Н. Гумилева; e-mail: shaikhanova_ak@enu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6006-4813>.

Алия Муратовна Айтымова – PhD, старший преподаватель кафедры «Начальное, дошкольное и специальное образование», Северо-Казахстанский университет имени М. Козыбаева; e-mail: aitimova_a_1985@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1128-6924>.

Мадина Жомартовна Базарова – PhD, ассоциированный профессор кафедры «Компьютерное моделирование и информационные технологии», Восточно-Казахстанский университет имени С. Аманжолова; e-mail: madina_vkgtu@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2580-6580>.

Баян Куандыковна Абдураимова – к.т.н, и.о. доцента кафедры информационной безопасности, Евразийский национальный университет имени Л.Н. Гумилева; e-mail: abduraimova_bk@enu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3913-1895>.

Авторлар туралы мәліметтер

Кайнижамал Есимсеитовна Икласова* – PhD, «Ақпараттық-коммуникациялық технологиялар» кафедраның доценті, М. Козыбаев атындағы Солтүстік-Қазақстан университеті; e-mail: keiklasova@ku.edu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8330-4282>.

Айгуль Кайрулаевна Шайханова – PhD, Ақпараттық қауіпсіздік кафедрасының профессоры, Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті; e-mail: shaikhanova_ak@enu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6006-4813>.

Алия Муратовна Айтымова – PhD, «Бастауыш, мектепке дейінгі және арнайы білім беру» кафедраның аға оқытушысы, М. Козыбаев атындағы Солтүстік-Қазақстан университеті, e-mail: aitimova_a_1985@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1128-6924>.

Мадина Жомартовна Базарова – PhD, «Компьютерлік үлгілеу және ақпараттық технологиялар» кафедрасының қауымдастырылған профессоры, С. Аманжолов атындағы Шығыс Қазақстан университеті; e-mail: madina_vkgtu@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2580-6580>.

Баян Куандыковна Абдураимова – т.ғ.к, Ақпараттық қауіпсіздік кафедрасының доцент м.а., Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті; e-mail: abduraimova_bk@enu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3913-1895>.

Information about the authors

Kainizhamal Iklassova* – PhD, associate professor, Department of Information and Communication Technologies, Manash Kozybayev North Kazakhstan University; e-mail: keiklasova@ku.edu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8330-4282>.

Aigul Kairulaevna Shaikhanova – PhD, Acting Professor, Department of Information Security, L.N. Gumilyov Eurasian National University; e-mail: shaikhanova_ak@enu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6006-4813>.

Aliya Muratovna Aytymova – PhD, Senior lecturer, Department of Primary, Preschool and Special Education, Manash Kozybayev North Kazakhstan University; e-mail: aitimova_a_1985@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1128-6924>.

Madina Zhomartovna Bazarova – PhD, associate professor of the Department of Computer Modeling and Information Technology, Sarsen Amanzholov East Kazakhstan University; e-mail: madina_vkgtu@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2580-6580>.

Bayan Kuandykovna Abduraimova – Candidate of Technical Sciences, Acting Associate Professor of the Department of Information Security, Eurasian National University named after L.N. Gumilyov; e-mail: abduraimova_bk@enu.kz. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3913-1895>.

Поступила в редакцию 30.03.2026

Поступила после доработки 12.05.2026

Принята к публикации 20.05.2026