

К.Е. Икласова^{*}, А.К. Шайханова², М.Ж. Базарова³, Р.М. Ташибаев¹, А.М. Айтымова¹

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

МОДЕЛИРОВАНИЕ АДАПТИВНОЙ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Аннотация. Стремительный переход к цифровому образованию выявил фундаментальные ограничения линейных, «конвейерных» платформ, которые предлагают всем обучающимся идентичный контент. Такие системы не способны учитывать индивидуальные различия в уровне начальной подготовки, когнитивных стилях, скорости усвоения материала и предпочтениях в форматах контента, что снижает общую эффективность обучения. Данная статья посвящена решению этой проблемы через разработку и описание формализованной математической модели адаптивной образовательной системы. Предложенный подход основан на векторном представлении как обучающегося, так и учебных материалов в едином многомерном пространстве признаков. Центральным элементом модели является интерпретируемая функция полезности (U), которая в режиме реального времени оценивает и выбирает оптимальный следующий учебный модуль для конкретного студента. Функция находит баланс между несколькими педагогически значимыми критериями: потенциальным приростом знаний (G), когнитивной нагрузкой (E) и соответствием формату (M). Ключевой особенностью является встроенный механизм машинного обучения (онлайн-обучение), который итеративно обновляет вектор знаний обучающегося на основе его результатов, позволяя системе непрерывно адаптироваться. Для валидации модели был проведен численный эксперимент, который подтвердил, что система способна делать нетривиальный выбор, находя оптимальный баланс между всеми факторами и корректно отслеживая прогресс обучающегося. Таким образом, предложенная модель представляет собой прозрачный и гибкий фреймворк для создания нового поколения интеллектуальных обучающих систем, способных выстраивать по-настоящему персонализированные и эффективные образовательные траектории.

Ключевые слова: искусственный интеллект, математическая модель, образовательная траектория, машинное обучение, персонализация, векторное представление, функция полезности, интеллектуальная система обучения.

Введение

Переход к цифровым образовательным платформам открыл новые возможности для индивидуализации обучения. Однако большинство существующих систем по-прежнему используют линейный, «конвейерный» подход, предоставляя всем обучающимся одинаковый контент в одинаковой последовательности. Такой подход не учитывает индивидуальные различия в уровне начальной подготовки, когнитивных стилях, скорости усвоения материала и предпочтениях в форматах контента [1-3].

Применение технологий искусственного интеллекта (ИИ) позволяет преодолеть эти ограничения. Системы, основанные на ИИ, способны анализировать данные о поведении обучающегося и динамически адаптировать образовательную траекторию, предлагая наиболее релевантные и эффективные учебные материалы в каждый момент времени [4,5].

Целью данной работы является разработка и описание формальной математической модели адаптивной образовательной системы, способной автоматически подстраивать учебный процесс под индивидуальные потребности каждого обучающегося. В отличие от существующих концептуальных описаний или сложных моделей типа «черный ящик», данная статья фокусируется на строгом и интерпретируемом математическом аппарате, лежащем в основе принятия решений такой системой.

Проблема адаптации обучения активно исследовалась в рамках концепции интеллектуальных обучающих систем (Intelligent Tutoring Systems, ITS). Ранние ITS часто базировались на жестко заданных правилах, созданных экспертами в предметной области. Такие системы были трудоемки в разработке, плохо масштабировались и с трудом поддавались модификации [6,7].

С развитием машинного обучения появились более гибкие подходы. Например, модели на основе отслеживания знаний (Knowledge Tracing, KT), в частности байесовские сети, оценивают вероятность знания обучающимся определенных концепций и динамически обновляют эту оценку после каждого ответа. Однако классические KT-модели, как правило, фокусируются исключительно на уровне знаний, игнорируя другие важные аспекты, такие как предпочтения в форматах контента или когнитивная нагрузка [8, 9].

Другим мощным инструментом является обучение с подкреплением (Reinforcement Learning, RL), которое используется для выстраивания оптимальной долгосрочной политики предоставления материалов с целью максимизации итогового результата обучения. Несмотря на высокую эффективность, RL-модели часто являются «черными ящиками», что затрудняет интерпретацию принимаемых ими решений и не позволяет понять, почему студенту был предложен тот или иной материал [10-12].

Предлагаемая в данной статье модель стремится восполнить этот пробел. Она предоставляет унифицированный и прозрачный математический фреймворк, который комплексно учитывает знания, предпочтения и сложность материала при принятии решения, в отличие от узкоспециализированных подходов, и сохраняет интерпретируемость, в отличие от моделей «черного ящика».

Методы исследования

Для решения поставленной задачи предлагается использовать векторное представление сущностей системы в многомерном пространстве признаков.

1. Модель обучающегося (Вектор V_L)

Состояние обучающегося L_j в момент времени t описывается вектором $V_L(t) \in R^d$. Данный вектор является конкатенацией нескольких под-векторов:

$$V_L(t) = [K^{(t)}, P, \lambda]$$

Где:

- $K^{(t)} = \{k_1, k_2, \dots, k_p\} \in [0,1]^p$ – вектор уровня знаний по p дидактическим единицам (темам, компетенциям).
- $P = \{p_1, p_2, \dots, p_q\} \in [0,1]^q$ – вектор когнитивных предпочтений к q форматам контента (например, видео, текст).
- $\lambda \in R^+$ – скалярный коэффициент скорости обучения.

2. Модель контента (Вектор V_C)

Каждый учебный материал c_k также описывается вектором $V_{C_k}(t) \in R^d$

$$V_{C_k} = [D, F, R]$$

Где:

- $D = \{d_1, d_2, \dots, d_p\} \in [0,1]^p$ – вектор сложности, описывающий, насколько глубокие знания по каждой из p тем дает данный модуль.
- $F = \{f_1, f_2, \dots, f_q\} \in \{0,1\}^q$ – бинарный вектор формата (one-hot encoding).
- $R = \{r_1, r_2, \dots, r_p\} \in [0,1]^p$ – вектор необходимых предварительных знаний для освоения модуля.

3. Адаптационная стратегия: выбор на основе функции полезности

Выбор оптимального следующего учебного модуля c^* осуществляется путем максимизации функции полезности U . Для каждого доступного модуля c_k система рассчитывает его полезность для текущего состояния обучающегося $V_L(t)$:

$$c^* = \underset{c_k \in C}{argmax} U(V_L(t), V_{C_k})$$

Функция полезности U определяется как взвешенная сумма нескольких критериев:

$$U(V_L, V_C) = w_1 \cdot G(K, D) - w_2 \cdot E(K, R) + w_3 \cdot M(P, F)$$

Где w_1, w_2, w_3 – весовые коэффициенты, а компоненты функции рассчитываются следующим образом: прирост знаний – $G(K, D) = D \cdot (1 - K)^T$ мотивирует выбор материала, который покрывает еще не изученные темы; требуемые усилия – $E(K, R) = ||\max(0, R - K)||$

I_2 штрафует за выбор материала, для которого у студента не хватает предварительных знаний, соответствие формату – $M(P, F) = P \cdot F^T$ поощряет выбор материала в предпочитаемом студентом формате.

4. Динамическое обновление модели обучающегося

После взаимодействия обучающегося с выбранным модулем s^* с результатом $O \in [0,1]$ (например, оценка за тест), вектор его знаний $K(t)$ обновляется. Этот шаг реализует механизм машинного обучения (online learning), позволяя модели адаптироваться на основе новых данных.

$$K^{(t+1)} = K^{(t)} + \Delta K.$$

Прирост знаний ΔK рассчитывается по формуле:

$$\Delta K = \eta \cdot \lambda \cdot O \cdot (D^* - K^{(t)}) \odot D^*$$

Где η — общий коэффициент скорости обучения, а $\odot$ — поэлементное умножение (произведение Адамара).

Результаты исследования

Для валидации предложенной модели был проведен численный эксперимент, со следующими начальными условиями: обучающийся А имеет вектор уровня знаний по 3 дидактическим единицам $K=[0.9,0.2,0.1]$, из дидактических материалов предпочитает видео $P=[0.8,0.2]$, и имеет коэффициент, отражающий индивидуальную скорость обучения $\lambda=1.1$. При наличии трех учебных модулей:

- Модуль 1 (Видео по теме 2): $D=[0,0.6,0]$, $F=[1,0]$, $R=[0.5,0,0]$;
- Модуль 2 (Текст по теме 2): $D=[0,0.6,0]$, $F=[0,1]$, $R=[0.5,0,0]$;
- Модуль 3 (Видео по теме 3, сложное): $D=[0,0,0.8]$, $F=[1,0]$, $R=[0.8,0.7,0]$;

И весовых коэффициентах: $w_1=0.6, w_2=0.3, w_3=0.1$, имеем следующие результаты, рассчитанные системой значения функции полезности U для каждого модуля, представленные в соответствии с таблицей 1.

Таблица 1 – Результаты расчета функции полезности для доступных модулей

Модуль	G	E	M	U
Модуль 1 (Видео по теме 2)	0.4800	0.0000	0.8000	0.3680
Модуль 2 (Текст по теме 2)	0.4800	0.0000	0.2000	0.3080
Модуль 3 (Видео по теме 3)	0.7200	0.5000	0.8000	0.3620

Как видно из таблицы, максимальной полезностью ($U=0.3680$) обладает Модуль 1. Таким образом, система рекомендует его для изучения.

Для получения обновления профиля обучающегося было смоделировано успешное прохождение Модуля 1 со значениями $O=0.9$. Обновление вектора знаний K при $\eta=0.5$ привело к следующему результату:

- $K_{\text{исходный}}=[0.9, 0.2, 0.1]$
- $K_{\text{обновленный}}=[0.9, 0.3188, 0.1]$

Изменение вектора знаний наглядно представлено на рисунке 1.

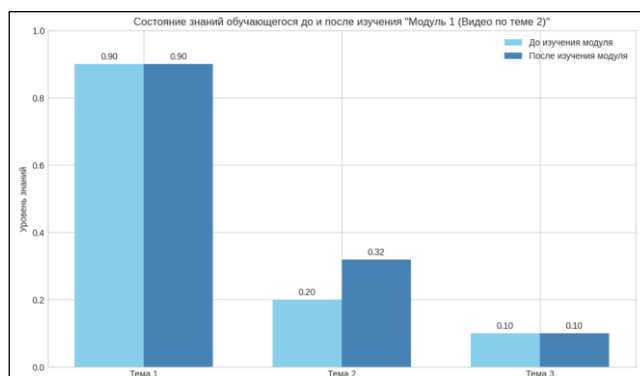


Рисунок 1 – Сравнение вектора знаний обучающегося до и после изучения рекомендованного модуля

Результаты численного эксперимента подтверждают корректность работы модели. Система выбрала Модуль 1, а не Модуль 2, так как при идентичных показателях прироста знаний и усилий, он лучше соответствовал формату, предпочитаемому обучающимся ($M=0.8$ против 0.2). Модуль 3, несмотря на самый высокий потенциальный прирост знаний ($G=0.72$), не был выбран из-за высокого штрафа за требуемые усилия ($E=0.5$), так как уровень предварительной подготовки обучающегося был недостаточен. Это демонстрирует способность модели находить баланс между различными факторами, реализуя принцип «зоны ближайшего развития».

Обсуждение результатов

Ключевым аспектом, который превращает данную модель из простого калькулятора рекомендаций в адаптивную систему, является механизм машинного обучения, реализованный через динамическое обновление вектора знаний. Именно здесь заложен процесс обучения системы. Этот механизм представляет собой реализацию парадигмы онлайн-обучения (online learning), где модель итеративно корректируется на основе непрерывного потока данных. В данном контексте каждое взаимодействие пользователя с контентом (и полученный результат O) служит сигналом обратной связи. Система использует этот сигнал для обновления своего внутреннего представления о студенте (вектора K), фактически обучаясь на его уникальном опыте. Таким образом, без этого шага рекомендации для студента с заданным начальным профилем всегда были бы одинаковыми. С его помощью же рекомендации эволюционируют, поскольку сама модель постоянно адаптируется к растущим знаниям и изменяющимся потребностям пользователя.

Важно отметить ограничения данной модели. Во-первых, существует проблема «холодного старта» – определение начальных векторов для нового пользователя. Во-вторых, эффективность модели зависит от корректного подбора весовых коэффициентов w_i , что само по себе является оптимизационной задачей. В-третьих, модель предполагает наличие полностью размеченной базы контента, что требует значительных трудозатрат или разработки отдельных инструментов для автоматизации этого процесса.

Заключение

В работе предложена и валидирована формализованная модель адаптивной образовательной системы. Ключевыми особенностями модели являются использование векторного представления для комплексного описания обучающихся и контента, применение интерпретируемой функции полезности для принятия решений и наличие механизма динамического обновления состояния обучающегося.

Данная модель может служить основой для разработки нового поколения интеллектуальных платформ для онлайн-обучения.

В качестве направлений для дальнейших исследований можно выделить:

1. Интеграцию модели с методами обучения с подкреплением для оптимизации долгосрочных образовательных траекторий.
2. Разработку методов автоматического извлечения векторов контента (V_c) из необработанных данных (текстов, видео) с помощью нейросетевых моделей.
3. Проведение масштабного экспериментального исследования с участием реальных обучающихся для валидации и тонкой настройки параметров модели.

Список литературы

1. Müller W. Understanding intention and use of digital elements in higher education teaching / W. Müller, M. Leyer // *Education and Information Technologies*. – 2023. – Vol. 28. – P. 15571-15597. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-11798-2>.
2. Comparative analysis of frequently used e-learning platforms / S. Jain et al // *Frontiers in Education*. – 2024. – № 9. – P. 1431531. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1431531>.
3. The Book Theme Based Personalized Recommendation using Reinforcement Learning / T. Mandel et al // *Proceedings of the 23rd International Conference on Intelligent User Interfaces*. – 2018. – P. 545-550.
4. Serdyukov P. Formalism in online education / P. Serdyukov // *Journal of Research in Innovative Teaching & Learning*. – 2021. – № 14(2). – P. 118-132. <https://doi.org/10.1108/JRIT-02-2021-0010>.
5. Serdyukov P. Challenging Formalization in Education and Beyond: Problems and Solutions for Traditional and Online Learning (1st ed.) / P. Serdyukov // *Routledge*. – 2022. <https://doi.org/10.4324/9781003290094>.

6. Alenezi M. Digital Learning and Digital Institution in Higher Education / M. Alenezi // Education Sciences. – 2023. – № 13(1). – P. 88. <https://doi.org/10.3390/educsci13010088>.
7. Review of Group Formalism for Automated Formalization in Mechanical Engineering / K.B. Moulya и др. // Proceedings of the 6th International Conference on Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks (ICICV). – 2025. – P. 1744-1753. <https://doi.org/10.1109/ICICV64824.2025.11086060>.
8. Hypothesis Formalization: Empirical Findings, Software Limitations, and Design Implications / E. Jun et al // ACM Transactions on Computer-Human Interaction. – 2022. – № 29(1), Article 6, 28 pages. <https://doi.org/10.1145/3476980>.
9. Boufim M. Digital Marketing: Five Stages Maturity Model for Digital Marketing Strategy Implementation / M. Boufim, H. Barka // International Journal of Business and Technology Studies and Research. – 2021. – № 3(3). – P. 15. <https://doi.org/10.5281/zenodo.5578706>.
10. Kabulov A. Mathematical model of Information Processing in the Ecological Monitoring Information System / A. Kabulov, I. Yarashov // 2021 International Conference on Information Science and Communications Technologies (ICISCT). – 2021. – P. 1-4. <https://doi.org/10.1109/ICISCT52966.2021.9670192>.
11. Formalizing Trust in Artificial Intelligence / A. Jacovi et al // Prerequisites, Causes and Goals of Human Trust in AI. Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT '21). – 2021. – P. 624-635. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445923>.
12. Digital Twins: A Maturity Model for Their Classification and Evaluation / J.-F. Uhlenkamp et al // IEEE Access. – 2022. – № 10. – P. 69605-69635. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3186353>.

Финансирование

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

К.Е. Икласова^{1*}, А.К. Шайханова², М.Ж. Базарова³, Р.М. Ташибаев¹, А.М. Айтымова¹

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

МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ АЛГОРИТМДЕРІНЕ НЕГІЗДЕЛГЕН АДАПТИВТІ БІЛІМ БЕРУ ЖҮЙЕСІН МОДЕЛЬДЕУ

Цифрлық білімге жылдам көшу барлық студенттерге бірдей мазмұнды ұсынатын сызықтық, «конвейерлік» платформалардың негізгі шектеулерін анықтады. Мұндай жүйелер бастапқы дайындық деңгейіндегі, когнитивтік стильдердегі, материалды игеру жылдамдығындағы және мазмұн форматтарындағы қалаулардағы жеке айырмашылықтарды есепке ала алмайды, бұл оқытудың жалпы тиімділігін төмендетеді. Бұл мақала адаптивті білім беру жүйесінің формальды математикалық моделін әзірлеу және сипаттау арқылы осы мәселені шешуге арналған. Ұсынылған тәсіл білім алушының да, оқу материалдарының да векторлық көрінісіне негізделген. Модельдің орталық бөлігі-нақты уақыт режимінде белгілі бір студент үшін оңтайлы келесі оқу модульін бағалайтын және таңдайтын интерпретацияланған утилитар (U) функциясы. Функция бірнеше педагогикалық маңызды критерийлер арасындағы тепе-теңдікті табады: білімнің әлеуетті өсуі (G), когнитивті жүктеме (E) және форматқа сәйкестік (M). Негізгі ерекшелігі-жүйеге үздіксіз бейімделуге мүмкіндік беретін, оның нәтижелері бойынша білім алушының білім векторын итеративті түрде жаңартатын кіріктірілген Машиналық оқыту механизмі (онлайн оқыту). Модельді тексеру үшін сандық эксперимент жүргізілді, ол жүйенің барлық факторлар арасындағы оңтайлы тепе-теңдікті тауып, оқушының үлгерімін дұрыс қадағалай отырып, тривиальды емес таңдау жасай алатындығын растады. Ұсынылған модель жекелендірілген және тиімді білім беру траекторияларын құруға қабілетті интеллектуалды оқыту жүйелерінің жаңа буынын құруға арналған икемді құрылым болып табылады.

Түйін сөздер: жасанды интеллект, математикалық модель, білім беру траекториясы, Машиналық оқыту, даралау, векторлық бейнелеу, утилитар функциясы, интеллектуалды оқыту жүйесі.

K.E. Iklassova^{1*}, A.K. Shaikhanova², M.Zh. Bazarova³, R.M. Tashibayev, A.M. Aitymova¹

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

MODELING OF AN ADAPTIVE EDUCATIONAL SYSTEM BASED ON MACHINE LEARNING ALGORITHMS

The rapid transition to digital education has revealed the fundamental limitations of linear, «conveyor belt» platforms that offer identical content to all learners. Such systems are unable to take into account individual differences in initial training levels, cognitive styles, learning speeds, and content format preferences, which reduces the overall effectiveness of learning. This article addresses this problem by developing and describing a formalized mathematical model of an adaptive educational system. The proposed approach is based on a vector representation of both the learner and the learning materials in a single multidimensional feature space. The central element of the model is an interpretable utility function (U), which evaluates and selects the optimal next learning module for a specific student in real time. The function finds a balance between several pedagogically significant criteria: potential knowledge gain (G), cognitive load (E), and format compliance (M). A key feature is the built-in machine learning mechanism (online learning), which iteratively updates the learner's knowledge vector based on their results, allowing the system to continuously adapt. To validate the model, a numerical experiment was conducted, which confirmed that the system is capable of making non-trivial choices, finding the optimal balance between all factors, and correctly tracking the learner's progress. Thus, the proposed model represents a transparent and flexible framework for creating a new generation of intelligent learning systems capable of building truly personalized and effective educational trajectories.

Key words: artificial intelligence, mathematical model, educational trajectory, machine learning, personalization, vector representation, utility function, intelligent learning system.

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>.

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>.

Рустем Маратович Ташибаев – докорант, Северо-Казахстанский университет имени М. Козыбаева; e-mail: rasll17@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-2436-9584>.

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>.

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>.

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>.

Рустем Маратович Ташибаев – докторант, М. Козыбаев атындағы Солтүстік-Қазақстан университеті; e-mail: rasll17@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-2436-9584>.

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>.

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>.

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. <https://orcid.org/0000-0003-2580-6580>.

Rustem Maratovich Tashibayev – PhD student, Manash Kozybayev North Kazakhstan University; e-mail: rasll17@mail.ru. ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-2436-9584>.

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>.

Поступила в редакцию 07.08.2025

Поступила после доработки 27.08.2025

Принята к публикации 28.08.2025

[https://doi.org/10.53360/2788-7995-2025-3\(19\)-16](https://doi.org/10.53360/2788-7995-2025-3(19)-16)



FTAXP: 50.53.19

Е.С. Талмурзин¹, Г.Д. Бәзіл¹, А.А. Абсатарова¹, Е.Ж. Оракбаев¹, Е.А. Оспанов^{2*}

¹Ғұмарбек Даукеев атындағы Алматы Энергетика және Байланыс Университеті,
050013, Қазақстан Республикасы, Алматы қ., Байтұрсынов к-сі, 126/1

²Шәкәрім университеті,
071404, Қазақстан Республикасы, Семей қ., Глинки к-сі, 20а

*e-mail: y.ospanov@shakarim.kz

БИОЛОГИЯЛЫҚ СУДЫ ТАЗАРТУДЫ АВТОМАТТЫ БАСҚАРУ ЖҮЙЕСІН ЗЕРТТЕУ ЖӘНЕ ӨЗІРЛЕУ

Аңдатпа: Бұл мақалада бұлыңғыр логиканы қолдана отырып, суды биологиялық тазарту жүйесін автоматтандыру қарастырылады. Жұмыстың негізгі мақсаты – тазалау процесінің өзгертін жағдайларына бейімделе алатын анық емес контроллерді өзірлеу. Бұлыңғыр логиканы енгізу тазалау процесіне әсер ететін көптеген факторларды ескере отырып, басқару тиімділігін арттыруға мүмкіндік береді. Жұмыста сорғылардың, азрациялық жүйелердің жұмысын оңтайландыру және реагенттерді беру үшін басқарудың анық емес ережелері мен оларды жүзеге асыру тәсілдері ұсынылған.

Методология: Әдістеме қолданыстағы тазалау әдістерін талдауды, анық емес басқару жүйесін өзірлеуді, оны модельдеуді және эксперименттік тексеруді қамтиды. Алдымен заманауи технологиялар және олардың автоматтандыру әлеуеті зерттеледі. Содан кейін сараптамалық мәліметтер мен математикалық модельдерге негізделген анық емес басқару ережелері қалыптасады. Әрі қарай, жүйе өнімділікті тексеру үшін модельденеді, соңында зертханалық немесе өндірістік қондырғыларда эксперименттік тестілеуден өтеді.

Негізгі нәтижелер: Қоршаған орта параметрлерінің өзгеруіне бейімделуге мүмкіндік беретін бұлыңғыр логика негізінде суды биологиялық тазартуды басқарудың автоматтандырылған жүйесі жасалды. Жүйенің жұмысын модельдеу жүргізілді, бұл оның сорғылардың, азрациялық жүйелердің жұмысын және реагенттердің берілуін дұрыс реттеу қабілетін растады. Эксперименттік зерттеулер бұлыңғыр логиканы қолдану тазалау процесінің тұрақтылығын арттыруға, электр энергиясын тұтынуды азайтуға және оператордың араласуын азайтуға мүмкіндік беретінін көрсетті.

Негізгі тұжырымдар: Суды биологиялық тазартуды автоматтандыруда бұлыңғыр логиканы қолдану процестерді икемді және тиімді басқаруға мүмкіндік береді. Өзірленген бұлыңғыр контроллер өзгертін жағдайларға жоғары бейімделуді көрсетті және тазарту қондырғыларының жұмысын оңтайландыруға мүмкіндік берді. Әрі қарайғы зерттеулер анық емес ережелер базасын