

Б.А. АБДУВАХАПОВ¹, Н.М. ЖУНИСОВ², А.Т. БАЯЛЫ³, А.С. БАЙМАХАНОВА⁴

Международный казахско-турецкий университет имени Ходжи Ахмеда Ясави, г.

Туркестан, Казахстан

¹E-mail: bekzotabdi@yandex.kz*

²E-mail: nurseit.zhunissov@ayu.edu.kz

³E-mail: azimkhan.bayaly@ayu.edu.kz

⁴E-mail: aygerim.baymakhanova@ayu.edu.kz

РОЛЬ УЧЕБНОГО ПЛАНА И АНАЛИЗ УСПЕВАЕМОСТИ СТУДЕНТОВ НА ОСНОВЕ KPI И Z-SCORE

Аннотация. После реформы образовательных программ 2022 года ИТ-направления в вузах Казахстана столкнулись с ситуацией, которая сначала выглядела как локальная, но со временем стала повторяться. Учебные планы формально обновляются, однако их внутренняя логика не всегда успевает за усложнением дисциплин, особенно в области ИИ. В МКТУ им. Ясави на специальности «Информационные системы» это проявилось достаточно заметно: часть студентов, которые уверенно проходили базовые курсы, на старших курсах начинают терять стабильность в результатах. Не сразу, но довольно системно. Возник вопрос – где именно происходит этот «разрыв». Анализ начался с выгрузки данных из системы Platonus. На этом этапе стало понятно, что сами данные далеки от идеальных: присутствует шум, пропуски и несогласованности между семестрами. Очистка заняла отдельное время, и в какой-то момент стало ясно, что без предварительной стандартизации любые выводы будут сомнительными. После применения Z-score нормализации и расчета KPI по ключевым дисциплинам картина стала более определённой. В разных потоках от 14% до 18% студентов стабильно попадают в зону повышенного риска. Это не разовые отклонения, а повторяющийся паттерн, который указывает на проблемы в образовательной траектории. Чтобы сократить задержку между возникновением проблемы и её обнаружением, был разработан инструмент на базе Streamlit. В отличие от статических отчетов, он позволяет отслеживать изменения в динамике и видеть отклонения на ранних этапах. По сути, это рабочий интерфейс, а не просто визуализация. Практическое применение показало, что такой подход помогает эдвайзерам кафедры «Компьютерная инженерия» реагировать раньше – до того, как студент доходит до пересдачи. Это не устраняет проблему полностью, но меняет момент её обнаружения, а значит и возможности вмешательства. Полученные результаты показывают, что предиктивная аналитика в образовательной среде работает не как дополнение, а как необходимый слой. Простая фиксация среднего балла в конце семестра в этом контексте уже не даёт достаточной информации.

Ключевые слова: архитектура учебных планов, KPI, стандартизация данных, образовательная аналитика, предиктивные модели, группы риска студентов

Б.А. АБДУВАХАПОВ¹, Н.М. ЖУНИСОВ², А.Т. БАЯЛЫ³, А.С. БАЙМАХАНОВА⁴

*Қожа Ахмет Ясауи атындағы Халықаралық қазақ-түрік университеті, Түркістан қ.,
Қазақстан*

¹E-mail: bekzotabdi@yandex.kz

²E-mail: nurseit.zhunissov@ayu.edu.kz

³E-mail: azimkhan.bayaly@ayu.edu.kz

⁴E-mail: aygerim.baymakhanova@ayu.edu.kz

ОҚУ ЖОСПАРЫНЫҢ РӨЛІ ЖӘНЕ СТУДЕНТТЕР ҮЛГЕРІМІН KPI МЕН Z-SCORE НЕГІЗІНДЕ ТАЛДАУ

Аңдатпа. 2022 жылы білім беру бағдарламаларын реформалаудан кейін Қазақстан университеттеріндегі IT бағдарламалары бастапқыда жергілікті болып көрінген, бірақ ақырында қайталанатын жағдайға тап болды. Оқу бағдарламалары формальды түрде жаңартылады, бірақ олардың негізгі логикасы пәндердің, әсіресе жасанды интеллект саласындағы күрделілігінің артуына әрдайым сәйкес келе бермейді. Ясауи атындағы Қазақстан халықаралық техникалық университетінде бұл ақпараттық жүйелер мамандығында айтарлықтай байқалды: негізгі курстарды сенімді түрде аяқтаған кейбір студенттер соңғы жылдары өз үлгерімдерінде тұрақтылықты жоғалта бастады. Бұл бірден болған жоқ, бірақ жүйелі болды. Бұл «алшақтықтың» қай жерде орын алып жатқаны туралы сұрақ туындады. Талдау Platonus жүйесінен деректерді жүктеуден басталды. Бұл кезеңде деректердің өзі идеалдан алыс екені белгілі болды: семестрлер арасындағы шу, алшақтықтар және сәйкессіздіктер болды. Деректерді тазарту уақытты алды, ал бір сәтте алдын ала стандарттаусыз кез келген қорытындылар күмәнді болатыны белгілі болды. Z-балл нормалауын қолданғаннан және негізгі пәндер үшін KPI есептегеннен кейін жағдай айқындала түсті. Өртүрлі бағыттар бойынша студенттердің 14%-дан 18%-ға дейін үнемі жоғары қауіп аймағына жатады. Бұл бір реттік ауытқулар емес, олардың білім беру траекториясындағы мәселелерді көрсететін қайталанатын үлгі. Мәселенің басталуы мен оны анықтау арасындағы кідірістерді азайту үшін Streamlit негізіндегі құрал жасалды. Статикалық есептерден айырмашылығы, ол динамикалық бақылауға және ауытқуларды ерте анықтауға мүмкіндік береді. Негізінен, бұл тек визуализация емес, жұмыс істейтін интерфейс. Тәжірибелік қолдану бұл тәсілдің компьютерлік инженерия кафедрасындағы кеңесшілерге студент емтиханды қайта тапсырғанға дейін ертерек жауап беруге көмектесетінін көрсетті. Бұл мәселені толығымен жоймайды, бірақ оны анықтау сәтін, демек, араласу мүмкіндіктерін өзгертеді. Нәтижелер білім беру ортасындағы болжамды аналитика қосымша ретінде емес, қажетті қабат ретінде жұмыс істейтінін көрсетеді. Семестр соңында орташа бағаны жазу енді бұл тұрғыда жеткілікті ақпарат бермейді.

Кілт сөздер: оқу бағдарламасының архитектурасы, KPI, деректерді стандарттау, білім беру аналитикасы, болжамды модельдер, тәуекел тобындағы студенттер топтары

B.A. ABDUVAKHAROV¹, N.M. ZHUNISOV², A.T. BAYALY³, A.S. BAIMAKHANOVA⁴

Khoja Ahmed Yasawi International Kazakh-Turkish University, Turkestan, Kazakhstan

¹*E-mail: bekzotabdi@yandex.kz*

²*E-mail: nurseit.zhunissova@ayu.edu.kz*

³*E-mail: azimkhan.bayaly@ayu.edu.kz*

⁴*E-mail: aygerim.baymakhanova@ayu.edu.kz*

THE ROLE OF CURRICULUM IN STUDENT PERFORMANCE ANALYSIS USING KPI AND Z-SCORE

Abstract. After the 2022 reform of academic programs, IT majors in universities across Kazakhstan started to reveal a pattern that was not immediately obvious. On paper, the curricula were updated, but in practice their internal structure did not always keep up with the growing complexity of courses, especially those related to AI. In the “Information Systems” program at Khoja Akhmet Yassawi International Kazakh-Turkish University, this became noticeable over time: students who were doing fine in the early semesters began to lose consistency later on. Not abruptly, but in a way that repeated often enough to raise concern. This led to a more detailed look at student performance data extracted from the Platonus system. The data itself turned out to be far from clean – there were gaps, inconsistencies between semesters, and a fair amount of noise. It took additional effort to bring everything into a usable form, and without that step, any conclusions would have been questionable.

After applying Z-score normalization and calculating KPIs for key subjects, the picture became clearer. Across different cohorts, roughly 14–18% of students consistently appeared in what can be described as a higher-risk group. Importantly, this was not a one-time fluctuation but a pattern that kept repeating. It suggests that the issue is not tied to individual performance alone, but to the way the learning trajectory is structured. To address the delay between the emergence of problems and their detection, a small tool was built using Streamlit. Unlike static reports, it allows changes to be tracked over time and makes it easier to notice early deviations. In practice, this gave academic advisors in the Computer Engineering department more time to respond – often before the situation escalated to retakes. It does not solve the problem entirely, but it changes when it becomes visible, which turns out to matter a lot. Overall, the results point to a broader conclusion: predictive analytics in education is no longer just an additional layer. In this context, relying only on end-of-semester averages misses too much of what is actually happening.

Keywords: curriculum structure, KPI, data standardization, educational analytics, predictive models, at-risk students

Введение

Качество высшего образования традиционно рассматривается как один из ключевых факторов развития государства. Это утверждение остаётся актуальным, однако за последние годы его содержание заметно изменилось. Если раньше основной акцент делался на процессе обучения, то сегодня всё чаще оценивается его результат – в рамках подхода Outcome-Based Education (OBE). В этой логике учебный план начинает восприниматься несколько иначе. Формально он по-прежнему представляет собой перечень дисциплин, но на практике задаёт траекторию, по которой студент движется от базовых знаний к более сложным инженерным решениям. Насколько эта траектория действительно последовательна – вопрос не всегда очевидный. После реформ 2022 года и одновременного усиления роли искусственного интеллекта в ИТ-секторе этот вопрос стал проявляться более заметно. Образовательные программы обновляются, вводятся новые дисциплины, перераспределяются кредиты. При этом не всегда ясно, насколько эти изменения согласуются с уже существующей логикой обучения. Отдельные исследования фиксируют положительную динамику на уровне системы, хотя на уровне конкретных программ ситуация может отличаться (Sumathi et al., 2024). На практике это проявляется не сразу. В некоторых группах студенты, которые без явных трудностей проходили базовые дисциплины, на более поздних этапах начинают показывать менее устойчивые результаты. Это не резкое снижение – скорее постепенное «проседание», которое становится заметным только при сравнении нескольких семестров.

Здесь возникает ещё одна проблема – способы оценки. Традиционные показатели, такие как средний балл, дают общее представление, но не всегда отражают положение студента внутри группы. Например, одинаковый GPA может соответствовать разным ситуациям: в одном случае это стабильный результат, в другом – уровень ниже среднего. В рамках данного исследования предпринята попытка перейти от описательных оценок к количественному анализу. В качестве основы использованы данные системы Platonus. Однако уже на этапе их подготовки возникли сложности – пропуски, несогласованности, различия в структуре данных между семестрами. Без их предварительной обработки дальнейшие выводы выглядели бы сомнительно. Для анализа использовался подход с применением KPI и Z-score. При этом рассматривались существующие работы по данной теме (Alwarthan et al., 2022), однако они использовались скорее как ориентир, поскольку задачи и данные в данном исследовании отличались. Такой подход позволяет оценивать не только абсолютные значения, но и относительное положение студента в группе. В ряде случаев это даёт более устойчивую картину, хотя интерпретация остаётся чувствительной к качеству исходных данных.

Объектом исследования выступает образовательная программа «Информационные системы» (2022–2026 гг.) Инженерного факультета МКТУ. Основное внимание уделяется не только индивидуальным результатам, но и повторяющимся групповым паттернам, которые в

стандартной отчётности часто остаются незамеченными. При этом университет демонстрирует и внешние результаты: в 2025 году МКТУ вошёл в число 700 лучших вузов мира по версии QS (QazInform, 2024). Однако такие показатели не всегда напрямую отражают особенности внутренней образовательной траектории.

Материалы и методы

В работе использовался комбинированный подход, объединяющий два направления: анализ структуры учебного плана и количественную оценку академической успеваемости студентов. Изначально эти части рассматривались отдельно, но в процессе стало понятно, что по отдельности они дают неполную картину. В качестве примера была взята образовательная программа «Информационные системы» за 2022–2026 гг. – по сути, анализировались четыре версии учебного плана. Основное внимание уделялось распределению кредитов, структуре дисциплин и логике пререквизитов и постреквизитов. Отдельно отслеживалось, как в программу постепенно добавлялись курсы, связанные с искусственным интеллектом. Теоретическая часть собиралась по ходу работы: использовались публикации из Web of Science, Scopus и Google Scholar, но не все из них оказались одинаково полезными – часть повторяла известные подходы, часть слабо ложилась на реальные данные. Далее рассматривались связи между дисциплинами. При анализе связей между дисциплинами исходили из того, что студент способен эффективно применять знания только при достаточном уровне их освоения. Однако при попытке перенести эту логику на учебный план появились ограничения: связи между дисциплинами не всегда явно отражены, а иногда выглядят формальными.

Для количественного анализа использовались данные системы Platonus, выгруженные в формате CSV. На практике оказалось, что их нельзя использовать без предварительной обработки: встречались пропуски, дублирующиеся записи и различия в структуре между семестрами. Поэтому данные сначала очищались и приводились к единому виду. Оценка успеваемости проводилась на основе КРІ-показателей – учитывались текущий средний балл (СР.ТЕК), результаты рубежных контролей (РК1, РК2) и допускной рейтинг.

С учётом ограничений абсолютных оценок была применена стандартизация Z-score. Расчёт выполнялся по классической формуле: $Z = (x - \mu) / \sigma$, где x – индивидуальный результат студента, μ – среднее значение по группе, σ – стандартное отклонение. В ситуации, когда $\sigma = 0$ (то есть значения совпадают), Z принимался равным 0. Для выделения групп риска использовалась дополнительная классификация: если рейтинг студента был ниже 50 баллов, он относился к группе риска независимо от Z-score (Таблица – 1). Отдельно стоит отметить, что при подготовке таблиц и структурировании данных использовался ChatGPT как вспомогательный инструмент. Это позволило ускорить техническую часть работы, однако все расчёты и интерпретации проверялись вручную. Для визуализации результатов был разработан веб-интерфейс на базе Streamlit, а с помощью библиотеки Plotly построены интерактивные графики и тепловые карты, что упростило анализ динамики успеваемости.

Таблица 1. Таблица Z-Score

Z-Score	Категория	Объяснение
$Z \geq +1.0$	Высокий уровень	Лучшие
$0 \leq Z < +1$	Выше среднего	Стабильно
$-1 \leq Z < 0$	Ниже среднего	Требуется контроля
$Z < -1.0$	Группа риска	Срочная поддержка

РЕЗУЛЬТАТЫ

В рамках исследования анализировались учебные планы образовательной программы «Информационные системы» за период 2022–2026 гг. Если сравнивать их между собой, видно, что структура программы постепенно менялась – в основном за счёт перераспределения

кредитов и обновления содержания дисциплин. Формально учебный план сохраняет трёхцикловую структуру (ЖБП – жалпы білім беру пәндері, БП – базалық пәндер, БЖП – кәсіби пәндер). Но при более внимательном просмотре между годами появляются сдвиги, которые не сразу заметны. Система пререквизитов и постреквизитов в целом остаётся, однако на практике она работает не во всех потоках одинаково. Отдельно рассматривалась динамика дисциплин, связанных с искусственным интеллектом (Таблица – 2).

Таблица 2. Динамика дисциплин в учебном плане

Учебный год	Основные блоки дисциплин	Особенности
2022–2023	Математика, Физика, Алгоритмы, Базы данных, Архитектура компьютеров	Акцент на классическую инженерную подготовку (Ministry of Education RK, 2022)
2023–2024	Алгоритмы, Базы данных, Робототехника, ИИ/ML	Увеличена доля профильных дисциплин
2024–2025	Прикладное программирование, Облачные технологии, Информационная безопасность, Soft Skills	Введён модуль гибких навыков
2025–2026	Введение в ИИ, Нейронные сети/ML, Компьютерное зрение	ИИ стал обязательным профессиональным блоком

В 2022 году они занимали около 5 кредитов и воспринимались скорее как дополнение. К 2025–2026 годам ситуация изменилась – появился уже обязательный блок примерно на 12 кредитов. С одной стороны, это выглядит логичным шагом в текущих условиях. С другой – дело не только в увеличении объёма, но и в изменении самой структуры программы. Насколько это даёт устойчивый результат, пока сказать сложно. Расположение дисциплин на первый взгляд выглядит корректным: «Алгоритмы» и «Базы данных» идут перед курсом «Введение в искусственный интеллект». Однако в реальности эта связка работает не всегда одинаково. В одних группах переход проходит относительно спокойно, в других возникают заметные трудности. Похоже, что формально заданные пререквизиты не всегда обеспечивают тот уровень подготовки, который от них ожидается. Отдельного внимания заслуживает перераспределение гуманитарных дисциплин. Их объединение в единый модуль позволило освободить часть кредитов под технические курсы. Это усиливает инженерную составляющую программы. Но при этом влияние такого решения на долгосрочные результаты пока неочевидно – такие эффекты обычно проявляются со временем.

Применение KPI/Z-Score модели позволило получить более детализированную картину успеваемости. В среднем от 14% до 18% студентов попадают в зону повышенного риска ($Z < -1.0$). Показатель немного варьируется между группами, но сам паттерн повторяется. Чаще всего отклонения проявляются при переходе к более сложным дисциплинам – алгоритмам, базам данных, нейронным сетям. Это, вероятно, связано с разрывами в цепочке пререквизитов, хотя без дополнительного анализа утверждать это однозначно нельзя. Данные рубежных контролей (РК1 и РК2) в ряде случаев позволяют выявить группу риска уже в начале семестра. Это даёт возможность реагировать раньше, но эффективность такого подхода сильно зависит от конкретной группы и дисциплины.

В качестве примера рассматривалась одна из учебных групп. Система позволяет показать позицию каждого студента относительно остальных – с учётом текущего балла,

рейтинга и Z-score. Студенты с низкими значениями автоматически выделяются, что упрощает первичный анализ. При этом сама интерпретация всё равно требует контекста. Визуализация здесь скорее помогает быстро сориентироваться, чем даёт готовое решение (Рисунок 1).

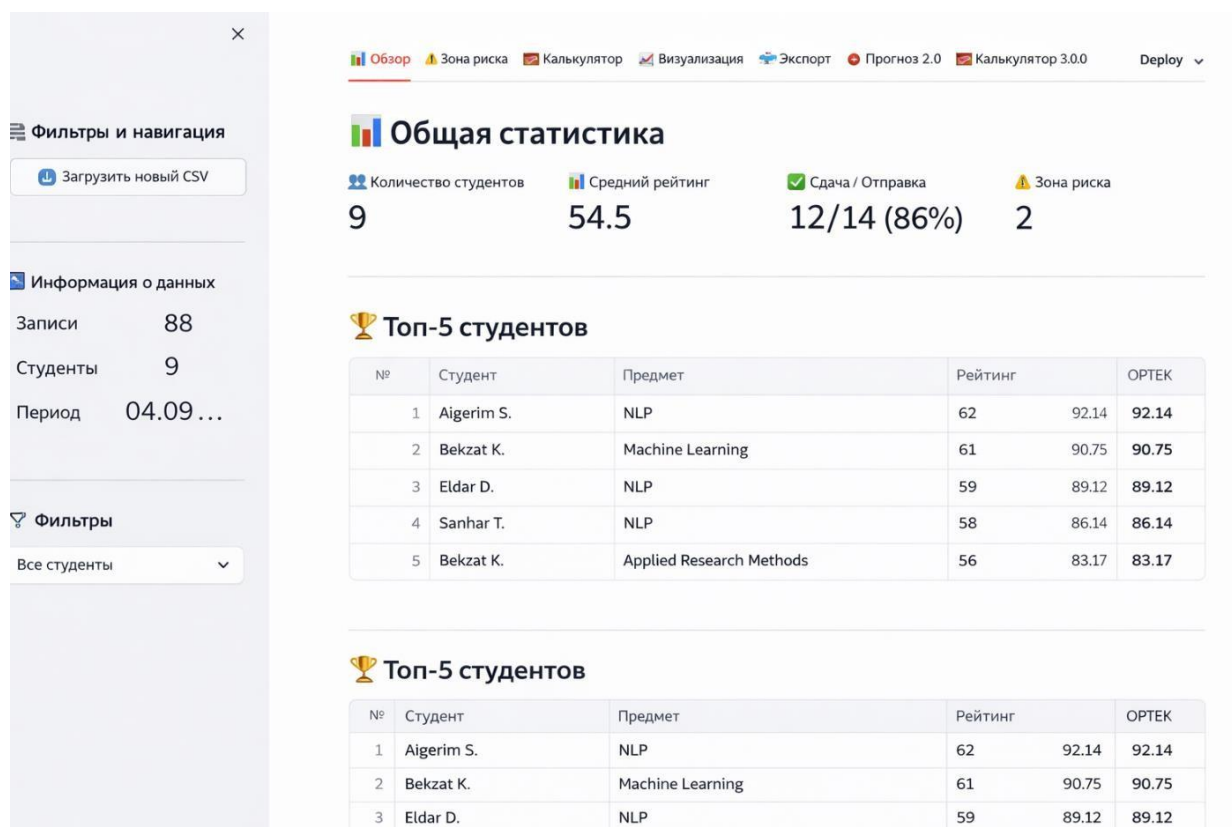


Рисунок 1. Интерфейс аналитической системы на базе Streamlit

Обсуждение

Полученные результаты в целом указывают на наличие связи между структурой учебного плана и академической успеваемостью студентов, хотя эта зависимость проявляется не во всех группах одинаково и требует более внимательной интерпретации. В целом это соответствует изменениям, которые в последние годы происходят в системе образования Казахстана (Narbaev et al., 2025), хотя их влияние на отдельные программы проявляется по-разному. Одним из заметных изменений стало усиление роли дисциплин, связанных с искусственным интеллектом: за период с 2022 по 2026 год их объём увеличился с 5 до 12 кредитов. Это выглядит логичным шагом в рамках текущих тенденций, однако сам по себе рост кредитов не гарантирует улучшения результатов – многое зависит от того, как новые дисциплины встроены в существующую систему пререквизитов.

Отдельно стоит отметить применение Z-Score стандартизации. Если опираться только на абсолютные оценки, часть информации теряется. Например, результат «65 из 100» может означать разное в зависимости от уровня группы: при среднем значении около 80 это скорее сигнал снижения позиции, тогда как при среднем уровне 55 тот же показатель уже выглядит иначе. Поэтому относительные показатели дают более точное представление, хотя и требуют осторожной интерпретации.

При этом модель имеет ограничения. В небольших группах (менее 15 человек) статистическая устойчивость снижается, и результаты становятся менее надёжными; в таких случаях разумно дополнять анализ альтернативными метриками. Кроме того, нельзя исключать влияние субъективности при выставлении оценок в системе Platonus, что также отражается на итоговых данных. Внешние показатели университета, например позиции в рейтингах, в целом подтверждают направление развития, но они не всегда отражают внутреннюю согласованность учебного процесса.

В итоге предложенный подход можно рассматривать скорее как рабочий инструмент анализа, чем как универсальное решение. Его эффективность во многом зависит от качества исходных данных и конкретного контекста применения.

Заключение

Проведённое аналитическое исследование позволило рассмотреть изменения в структуре учебного плана образовательной программы «Информационные системы» МКТУ за период 2022–2026 гг., а также оценить применение KPI/Z-Score модели для анализа успеваемости студентов. В целом прослеживается связь между архитектурой учебного плана и результатами обучения, хотя в разных группах она проявляется по-разному.

Одним из наблюдений стало усиление роли дисциплин, связанных с искусственным интеллектом. Их объём заметно увеличился, что в целом соответствует текущим тенденциям. При этом сам по себе рост кредитов не гарантирует улучшения результатов. В некоторых случаях переход к таким дисциплинам оказывается более сложным, чем предполагалось. Анализ пререквизитов показал, что формально выстроенная логика не всегда работает так, как ожидается. Иногда связь между дисциплинами сохраняется скорее на уровне структуры, чем на уровне реального усвоения. Результаты применения KPI/Z-Score модели показали, что относительная позиция студента в группе позволяет точнее оценить его академическое положение по сравнению с абсолютными баллами. При этом интерпретация таких показателей зависит от качества данных и особенностей конкретной группы – это ограничение сохраняется.

В рамках данной работы инструмент рассматривался как локальный, без задачи его внедрения. Это важно учитывать при интерпретации полученных результатов. В целом предложенный подход даёт дополнительное понимание динамики успеваемости. Насколько он будет устойчив при расширении выборки пока не совсем ясно и требует дальнейшего наблюдения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Aligning higher education toward the development of an educational hub: The case of Kazakhstan. (2024). *Education Sciences*, 15(12), 1597. <https://doi.org/10.3390/educsci15121597>

Alwarthan, S. A., Aslam, N., & Khan, I. U. (2022). Predicting student academic performance at higher education using data mining: A systematic review. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, 2022, Article 8924028. <https://doi.org/10.1155/2022/8924028>

Cabello-Solorzano, K., et al. (2023). The impact of data normalization on the accuracy of machine learning algorithms: A comparative analysis. In *International Conference on Soft Computing Models in Industrial and Environmental Applications* (pp. 344–353). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-18050-7_33

Duan, C., et al. (2025). Predicting student performance using machine learning techniques: A systematic literature review. In *2025 7th International Conference on Computer Science and Technologies in Education (CSTE)* (pp. 362–368). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CSTE64638.2025.11092243>

Hussain, S. M. (2025). Analytical study on student success factors in higher education. *Journal of University of Babylon for Pure and Applied Sciences*, 33(1). <https://doi.org/10.29196/jubpas.v33i1.5640>

Kassymova, A., & Khazhgali, G. (2024). Problems of implementing KPI in the educational process of universities in Kazakhstan. *Экономика: стратегия и практика*, 19(3), 87–105. <https://doi.org/10.59787/2413-5488-2024-47-3-87-105>

Narbaev, T., Amirbekova, D., & Bakdaulet, A. (2025). A decade of transformation in higher education and science in Kazakhstan: A literature and scientometric review of national projects and research trends. *Publications*, 13(3), 35. <https://doi.org/10.3390/publications13030035>

Nakhipova, V., et al. (2024). Digital transformation in higher education: Case study of Kazakhstan. *International Journal of Information and Communication Technology Education (IJICTE)*, 20(1). <https://doi.org/10.4018/IJICTE.352512>

QazInform. (2024). 14 Kazakhstani universities ranked in QS World University Rankings 2025. <https://qazinform.com/news/14-kazakhstani-universities-ranked-in-qs-world-university-rankings-2025-cdbf77>

Sumathi, R., et al. (2024). Predictive analysis for educational data using normalization techniques. *Journal of Engineering Education Transformations*. <https://doi.org/10.16920/jeet/2024/v37is2/24043>

Министерство просвещения Республики Казахстан. (2022). Об утверждении государственных общеобязательных стандартов высшего и послевузовского образования (Приказ № 2). <https://adilet.zan.kz/rus/docs/V2200028916>

Правительство Республики Казахстан. (2024). Об утверждении Концепции развития искусственного интеллекта на 2024–2029 годы (Постановление № 592). <https://adilet.zan.kz/rus/docs/P2400000592>

REFERENCES

Aligning higher education toward the development of an educational hub: The case of Kazakhstan. (2024). *Education Sciences*, 15(12), 1597. <https://doi.org/10.3390/educsci15121597>

Alwarthan, S. A., Aslam, N., & Khan, I. U. (2022). Predicting student academic performance at higher education using data mining: A systematic review. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, 2022, Article 8924028. <https://doi.org/10.1155/2022/8924028>

Cabello-Solorzano, K., et al. (2023). The impact of data normalization on the accuracy of machine learning algorithms: A comparative analysis. In *International Conference on Soft Computing Models in Industrial and Environmental Applications* (pp. 344–353). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-18050-7_33

Duan, C., et al. (2025). Predicting student performance using machine learning techniques: A systematic literature review. In *2025 7th International Conference on Computer Science and Technologies in Education (CSTE)* (pp. 362–368). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CSTE64638.2025.11092243>

Hussain, S. M. (2025). Analytical study on student success factors in higher education. *Journal of University of Babylon for Pure and Applied Sciences*, 33(1). <https://doi.org/10.29196/jubpas.v33i1.5640>

Kassymova, A., & Khazhgali, G. (2024). Problems of implementing KPI in the educational process of universities in Kazakhstan. *Economics: Strategy and Practice*, 19(3), 87–105. <https://doi.org/10.59787/2413-5488-2024-47-3-87-105>

Narbaev, T., Amirbekova, D., & Bakdaulet, A. (2025). A decade of transformation in higher education and science in Kazakhstan: A literature and scientometric review of national projects and research trends. *Publications*, 13(3), 35. <https://doi.org/10.3390/publications13030035>

Nakhipova, V., et al. (2024). Digital transformation in higher education: Case study of Kazakhstan. *International Journal of Information and Communication Technology Education (IJICTE)*, 20(1). <https://doi.org/10.4018/IJICTE.352512>

QazInform. (2024). 14 Kazakhstani universities ranked in QS World University Rankings 2025. <https://qazinform.com/news/14-kazakhstani-universities-ranked-in-qs-world-university-rankings-2025-cdbf77>

Sumathi, R., et al. (2024). Predictive analysis for educational data using normalization techniques. *Journal of Engineering Education Transformations*. <https://doi.org/10.16920/jeet/2024/v37is2/24043>

Ministry of Education of the Republic of Kazakhstan. (2022). On approval of state compulsory education standards of all levels of education (Order No. 2). <https://adilet.zan.kz/rus/docs/V2200028916>

Government of the Republic of Kazakhstan. (2024). On approval of the Concept for the development of artificial intelligence for 2024–2029 (Resolution No. 592). <https://adilet.zan.kz/rus/docs/P2400000592>

Авторлар туралы мәліметтер
Информация об авторах
Information about authors

№	Авторлар туралы мәліметтер (Қазақ, орыс және ағылшын тілдерінде)
1	Абдуваханов Б.А. – магистрант, «Компьютерлік инженерия» кафедрасы, Қожа Ахмет Ясауи атындағы Халықаралық қазақ-түрік университеті, Түркістан қ., Қазақстан Абдуваханов Б. А. - магистрант, Международный казахско-турецкий университет имени Ходжи Ахмеда Ясави, г. Туркестан, Казахстан Abduvakhanov B.A. - Master's student, Khoja Akhmet Yassawi International Kazakh-Turkish University, Turkistan, Kazakhstan E-mail: bekzotabdi@yandex.kz
2	Жунисов Н.М. – PhD доктор, аға оқытушы, Қожа Ахмет Ясауи атындағы Халықаралық қазақ-түрік университеті, Түркістан қ., Қазақстан Жунисов Н.М. - доктор PhD, старший преподаватель, Международный казахско-турецкий университет имени Ходжи Ахмеда Ясави, г.Туркестан, Казахстан, Zhunisoov N.M. - PhD, Senior Lecturer, Khoja Akhmet Yassawi International Kazakh-Turkish University, Turkistan, Kazakhstan E-mail: nurseit.zhunissov@ayu.edu.kz, https://orcid.org/0000-0001-6531-9408, +77012348885
3	Баялы А.Т. - Аға оқытушы, Қожа Ахмет Ясауи атындағы Халықаралық қазақ-түрік университеті, Түркістан қ., Қазақстан, Баялы А.Т. - Старший преподаватель, Международный казахско-турецкий университет имени Ходжи Ахмеда Ясави, г. Туркестан, Казахстан, Bayaly A.T. - Senior Lecturer, Khoja Akhmet Yassawi International Kazakh-Turkish University, Turkistan, Kazakhstan E-mail: azimkhan.bayaly@ayu.edu.kz
4	Баймаханова А.С. – PhD доктор, аға оқытушы, Қожа Ахмет Ясауи атындағы Халықаралық қазақ-түрік университеті, Түркістан қ., Қазақстан Баймаханова А.С. – доктор PhD, старший преподаватель, Международный казахско-турецкий университет имени Ходжи Ахмеда Ясави, г. Туркестан, Казахстан Baimakhanova A.S. – PhD, Senior Lecturer, Khoja Akhmet Yassawi International Kazakh-Turkish University, Turkistan, Kazakhstan E-mail: aygerim.baymakhanova@ayu.edu.kz, https://orcid.org/0000-0002-5364-0146