Learning Analytics көмегімен онлайн информатика сыныбында dropout-ты болжау: Қазақстан бойынша көп деңгейлі модель

Аңдатпа. Бұл мақалада Қазақстандағы онлайн информатика курстарында студенттердің оқу үрдісінен шығып қалу (dropout) ықтималдығын алдын ала болжауға бағытталған көп деңгейлі модель әзірлеудің өзектілігі жан-жақты қарастырылады, себебі онлайн білім берудің қарқынды дамуына қарамастан, студенттердің курсты тастап кету деңгейі жоғары болып қалуда, бұл оқытудың жалпы тиімділігіне және білім сапасына айтарлықтай теріс әсер етеді. Зерттеу Learning Analytics (Оқыту Аналитикасы) құралдарын пайдалана отырып, студенттердің платформадағы оқу белсенділігінің сандық көрсеткіштерін (жүйеге кіру жиілігі, тапсырма орындау уақыты), жеке мотивациясын, өзіндік тәртібін және институционалдық деңгейдегі оқу ортасының сапасы сияқты әртүрлі факторларды кешенді түрде талдауға негізделген. Зерттеу барысында Қазақстанның үш жоғары оқу орнындағы Stepik және Moodle платформаларынан 250 студенттің деректеріне терең талдау жүргізілді. Оларды талдау үшін деректердің иерархиялық сипатын ескеретін көп деңгейлі логистикалық регрессия моделі қолданылды, бұл жеке және топтық көрсеткіштер арасындағы күрделі өзара байланысты айқындауға мүмкіндік берді. Әзірленген модельдің болжау дәлдігі 87%-ды құрады, бұл оның жоғары тиімділігін көрсетеді. Нәтижелер студенттің белсенділік уақыты мен мотивация деңгейі dropout ықтималдығына ең көп әсер ететінін, ал оқытушының уақтылы кері байланысы және сапалы цифрлық инфрақұрылым маңызды институционалдық факторлар екенін дәлелдеді. Мақалада Learning Analytics құралдарын Жасанды Интеллект (AI) элементтерімен біріктіру арқылы оқытуды жекелендіру және тәуекел тобына жататын студенттерге уақтылы көмек көрсететін ерте ескерту жүйесінің тетіктері сипатталады. Зерттеу нәтижелері қазақстандық білім беру жүйесінде деректерге негізделген шешім қабылдау мәдениетін қалыптастыруға және оқыту сапасын жетілдіруге үлес қосады.

Тірек сөздер: learning analytics, Dropout Prediction, онлайн оқыту, көп деңгейлі модель, информатика курстары, жасанды интеллект, Қазақстан, студент мотивациясы, деректерге негізделген шешім, ерте ескерту жүйесі.

Прогнозирование отсева в онлайн-классе информатики с помощью Learning Analytics: Многоуровневая модель по Казахстану

Аннотация. В данной статье всесторонне рассматривается актуальность разработки многоуровневой модели, направленной на прогнозирование вероятности отсева (dropout) студентов с онлайн-курсов по информатике в Казахстане. Несмотря на интенсивное развитие онлайн-образования, уровень отсева студентов остается высоким, что оказывает значительное негативное влияние на общую эффективность обучения и качество образования. Исследование основано на комплексном анализе различных факторов с использованием инструментов Learning Analytics (Аналитики обучения). Эти факторы включают количественные показатели учебной активности студентов на платформе (частота входов в систему, время выполнения заданий), личную мотивацию, самодисциплину, а также качество учебной среды на институциональном уровне. В ходе исследования был проведен глубокий анализ данных 250 студентов с платформ Stepik и Moodle в трех высших учебных заведениях Казахстана. Для их анализа была использована многоуровневая логистическая регрессия, которая учитывает иерархический характер данных, что позволило выявить сложные взаимосвязи между индивидуальными и групповыми показателями. Точность прогнозирования разработанной модели составила 87%, что свидетельствует о ее высокой эффективности. Результаты показали, что время активности студента и уровень мотивации оказывают наибольшее влияние на вероятность отсева, в то время как своевременная обратная связь от преподавателя и качественная цифровая инфраструктура являются важными институциональными факторами. В статье описываются механизмы системы раннего предупреждения, которая персонализирует обучение и оказывает своевременную помощь студентам из группы риска путем интеграции инструментов Learning Analytics с элементами Искусственного Интеллекта (ИИ). Результаты исследования способствуют

LIVEWORKSHEETS

формированию культуры принятия решений, основанных на данных, и улучшению качества обучения в системе образования Казахстана.

Ключевые слова: learning analytics, прогноз отсева, онлайн-обучение, многоуровневая модель, курсы информатики, искусственный интеллект, Казахстан, мотивация студентов, принятие решений на основе данных, система раннего предупреждения.

Predicting Dropout in Online Informatics Classes Using Learning Analytics: A Multi-Level Model for Kazakhstan

Abstract. This article comprehensively examines the relevance of developing a multi-level model aimed at predicting the probability of student dropout from online Informatics courses in Kazakhstan. Despite the rapid development of online education, the student dropout rate remains high, which significantly and negatively affects the overall efficiency of learning and the quality of education. The research is based on a comprehensive analysis of various factors using Learning Analytics tools. These factors include quantitative indicators of students' academic activity on the platform (frequency of system login, time spent on tasks), personal motivation, self-discipline, and the quality of the institutional-level learning environment. A deep analysis of data from 250 students across the Stepik and Moodle platforms in three Kazakhstani higher education institutions was conducted during the study. A multi-level logistic regression model was used for their analysis, which takes into account the hierarchical nature of the data, allowing for the identification of complex interdependencies between individual and group indicators. The predictive accuracy of the developed model was 87%, demonstrating its high efficiency. The results proved that the student's activity time and level of motivation are the most influential factors on the probability of dropout, while timely feedback from the instructor and quality digital infrastructure are important institutional factors. The article describes the mechanisms of an early warning system that personalizes learning and provides timely assistance to at-risk students by integrating Learning Analytics tools with elements of Artificial Intelligence (AI). The findings of the study contribute to the formation of a data-driven decision-making culture and the improvement of teaching quality within the Kazakhstani education system.

Keywords: learning analytics, Dropout Prediction, online learning, multi-level model, Informatics courses, artificial intelligence, Kazakhstan, student motivation, data-driven decision-making, early warning system.

Кіріспе

Соңғы жылдары онлайн білім беру жүйелері әлем бойынша кеңінен таралуда. Әсіресе информатика мен бағдарламалау пәндері бойынша курстардың көпшілігі онлайн форматта жүргізіледі. Алайда онлайн оқытудың басты мәселелерінің бірі – студенттердің сабақтан ерте шығып кетуі немесе оқу үрдісінен бас тартуы (dropout) болып отыр [1]. Dropout деңгейі оқыту сапасына, студенттердің мотивациясына және жалпы білім беру жүйесінің тиімділігіне тікелей әсер етеді.

Қазақстанда да онлайн информатика курстары белсенді дамып келеді, әсіресе жоғары оқу орындары мен Stepik, Coursera, Udemy сияқты платформаларда. Бірақ студенттердің көп бөлігі курсты аяқтамай тастап кететіні байқалады. Осыған байланысты Learning Analytics (оқыту аналитикасы) құралдарын қолдана отырып, dropout-ты болжау мәселесі өзекті болып отыр [2].

Learning analytics – бұл студенттердің оқу белсенділігі туралы деректерді жинап, талдап, соның негізінде оқу үрдісін жетілдіруге бағытталған тәсіл. Мұндай талдау жүйесі студенттің курстан бас тарту ықтималдығын алдын ала

LIVEWORKSHEETS

анықтауға мүмкіндік береді. Бұл зерттеудің мақсаты – Қазақстан жағдайында онлайн информатика сабақтарында dropout-ты болжауға арналған көп деңгейлі модель ұсыну және оның тиімділігін бағалау. Қазіргі таңда жасанды интеллект (AI) технологиялары мен деректерді интеллектуалды талдау әдістері Learning Analytics жүйелерінің жаңа мүмкіндіктерін аша түсуде. Нейрондық желілер, шешім ағаштары және кластерлеу алгоритмдері сияқты модельдер студенттердің оқу белсенділігін тереңірек талдап, олардың жеке оқу траекториясын қалыптастыруға мүмкіндік береді. Осындай тәсілдер оқу үрдісін дербестендіруге, студенттердің оқу үлгерімін арттыруға және мотивациялық деңгейін сақтауға бағытталған.

Сонымен қатар, онлайн платформаларда жиналатын үлкен көлемдегі деректер (Big Data) оқу үрдісінің барлық кезеңдерін бақылауға жол ашады. Бұл деректерге студенттің жүйеге кіру жиілігі, тапсырмаларды орындау уақыты, форумдағы белсенділігі сияқты көрсеткіштер кіреді. Мұндай ақпарат негізінде оқытушы оқу материалының күрделілігін немесе студентке бағытталған әдістемелік көмекті дер кезінде өзгерте алады.Осы тұрғыдан алғанда, онлайн информатика курстарындағы dropout мәселесін талдау тек статистикалық емес, интеллектуалды талдау әдістерін қажет етеді. Сондықтан зерттеу жұмысының өзектілігі — жасанды интеллект пен Learning Analytics әдістерін біріктіре отырып, студенттердің оқу үрдісінен бас тарту ықтималдығын нақты болжау және бұл арқылы онлайн оқытудың сапасын арттыру болып табылады.

Соңғы зерттеулерде де онлайн оқыту жүйелеріндегі dropout мәселесін болжауда жасанды интеллект пен оқыту аналитикасының әлеуеті кеңінен қарастырылуда. Мысалы, Pappas, Giannakos және Jaccheri (2023) өз еңбектерінде Learning Analytics және AI әдістерін біріктіре отырып, студенттердің оқу белсенділігі, тапсырмаларды орындау жиілігі мен уақыттық үлгілерін талдау арқылы курстан шығу ықтималдығын болжау моделін ұсынған. Зерттеу нәтижелері жасанды интеллект негізіндегі тәсілдер студенттердің оқу үрдісінен бас тарту қаупін ерте анықтап, оқытуды дараландыру мен білім сапасын арттыруда тиімді құрал бола алатынын көрсетеді [3].

Негізгі бөлім

1. Теориялық негіздер және әдеби шолу

Dropout құбылысы — онлайн оқыту саласындағы басты проблемалардың бірі. Әлемдік зерттеулер көрсеткендей, онлайн курстардың орташа аяқтау деңгейі 10–15% шамасында ғана [4]. Бұл студенттердің оқу мотивациясының төмендігімен, уақыт тапшылығымен және оқу материалының күрделілігімен байланысты.Learning analytics құралдары студенттердің әрекеттерін (мысалы, бейнені қарау уақыты, тест нәтижелері, форумдағы белсенділік) талдау арқылы олардың оқу барысындағы прогресін бақылауға мүмкіндік береді. Siemens (2013) және Ferguson (2019) еңбектерінде learning analytics білім сапасын арттыруда стратегиялық құрал ретінде қарастырылған [5].

LIVEWORKSHEETS

Қазақстан контекстінде learning analytics жаңа бағыт болып есептеледі. Білім беру мекемелері әлі де дәстүрлі бағалау жүйелеріне сүйеніп отыр. Алайда, цифрлық білім беру экожүйесінің дамуы бұл саланы жетілдіру қажеттігін көрсетеді. Соңғы жылдары еліміздің жоғары оқу орындары студенттердің оқу нәтижелерін автоматтандырылған түрде бақылау жүйелерін енгізе бастады. Дегенмен, бұл жүйелер көбінесе тек бағаларды тіркеу және қатысу көрсеткіштерін қадағалау деңгейінде ғана шектеліп отыр.Learning analytics технологияларын толыққанды енгізу үшін деректерді терең талдау, оқыту үлгілерін модельдеу және студенттің жеке оқу траекториясын қалыптастыру бағытында жүйелі жұмыс қажет[6]. Бұл — оқу үрдісін жекелендіруге, тәуекел тобына кіретін студенттерді ерте анықтауға және оқытушы мен әкімшілік тарапынан жедел шешім қабылдауға мүмкіндік береді.Сонымен қатар, қазақстандық білім беру жүйесінде деректердің сапасы мен стандартталуы мәселесі өзекті. Әр түрлі платформаларда жиналатын оқу аналитикасы деректері біртұтас форматта сақталмағандықтан, оларды біріктіріп талдау қиындық туғызады. Осы себепті білім беру ұйымдары үшін бірыңғай National Learning Analytics Framework немесе ұлттық деректер стандартын әзірлеу маңызды.Мұндай тәсіл тек студенттің үлгерімін бақылаумен шектелмей, оқу мазмұнын, әдіснаманы және цифрлық құралдарды үздіксіз жетілдіруге жол ашады. Learning analytics-ті тиімді енгізу арқылы Қазақстан жоғары білім беру жүйесінде деректерге негізделген шешім қабылдау мәдениетін қалыптастыра алады.

Learning analytics жүйелері студенттің оқу әрекетін тек жеке деңгейде ғана емес, сонымен қатар оқу ортасы мен институционалды контекст шеңберінде қарастыруды талап етеді. Себебі студенттің оқу нәтижесіне тек оның жеке қабілеттері емес, сонымен бірге топтағы әлеуметтік өзара әрекет, оқытушының педагогикалық тәсілі және платформаның интерфейстік ерекшеліктері де ықпал етеді. Сондықтан зерттеу барысында деректерді тек бір деңгейде емес, көп деңгейлі талдау тәсілдері арқылы қарастыру маңызды.Көп деңгейлі модель (multilevel model) қолдану арқылы зерттеушілер студенттің жеке деңгейін (жеке дағдылар, мотивация, уақыт басқару) және топтық немесе институционалды деңгейін (оқу ортасы, платформа сапасы) бірге талдай алады. Мұндай тәсіл күрделі байланыстарды анықтауға мүмкіндік береді [7].

2. Зерттеу әдістемесі

Зерттеу Stepik және Moodle платформаларындағы онлайн информатика курстарын мысалға алып жүргізілді. Үлгі ретінде 2023–2024 оқу жылында Қазақстанның үш жоғары оқу орнынан 250 студенттің деректері пайдаланылды.

Деректер құрылымы:

- Студенттің жеке көрсеткіштері (жасы, жынысы, GPA, мотивация деңгейі);
- Оқу белсенділігі (бейне қарау ұзақтығы, тест тапсыру жиілігі, платформаға кіру саны);
- Қорытынды нәтижесі (курсты аяқтау немесе тастау).

Деректерді талдау үшін көп деңгейлі логистикалық регрессия моделі қолданылды. Бірінші деңгей – студенттің жеке көрсеткіштері, екінші деңгей –

LIVEWORKSHEETS

оқу тобы немесе университет деңгейі. Анализ Python және R тілдеріндегі scikit-learn және lme4 кітапханалары арқылы жүзеге асырылды [8].

Зерттеу барысында жиналған деректер алдымен бастапқы өңдеуден өткізілді: бос мәндер мен шектен тыс көрсеткіштер (outliers) анықталып, оларды жою немесе орташа мәнмен алмастыру әдістері қолданылды. Сондай-ақ, айнымалылардың арасындағы корреляциялық байланыс тексеріліп, жоғары корреляцияланған көрсеткіштер модельден шығарылды. Бұл модельдің тұрақтылығы мен интерпретация дәлдігін арттыруға мүмкіндік берді. Сонымен қатар, айнымалыларды нормализациялау және стандарттау қадамдары орындалды, себебі студенттердің белсенділігі мен үлгерімі әртүрлі шкалаларда өлшенген болатын.

Талдау нәтижесінде студенттің курстан бас тарту ықтималдығына ең көп әсер ететін факторлар анықталды. Атап айтқанда, бейне сабақтарды қарау ұзақтығы мен платформаға кіру жиілігі – оқу табыстылығын болжауда шешуші рөл атқаратыны байқалды. Ал GPA және мотивация деңгейі сияқты жеке көрсеткіштер де маңызды болғанымен, олардың әсері оқу белсенділігі айнымалыларына қарағанда әлсіздеу болып шықты. Бұл нәтижелер студенттің курс барысында белсенді қатысуының dropout деңгейін төмендетуде басты рөл атқаратынын дәлелдейді [9].

Python тіліндегі scikit-learn кітапханасы негізінде модельдің ROC-AUC және F1-score көрсеткіштері есептеліп, нәтижелердің сенімділігі бағаланды. Модельдің дәлдігі орта есеппен 87%-ды құрады, бұл Learning Analytics негізіндегі болжамның тиімділігін көрсетті. Ал R тіліндегі lme4 пакеті арқылы алынған көп деңгейлі регрессия нәтижелері университетаралық айырмашылықтардың да маңызды екенін дәлелдеді. Мысалы, оқу ортасы мен цифрлық инфрақұрылым сапасы жоғары университеттерде студенттердің курсты аяқтау ықтималдығы айтарлықтай жоғары болды.Сонымен қатар, талдау барысында мотивация деңгейі мен оқу белсенділігінің өзара байланысы да қарастырылды. Жоғары мотивациясы бар студенттер платформада көбірек уақыт өткізіп, тапсырмаларды уақытында орындаған, ал мотивациясы төмен студенттер көбіне курстың ортасында белсенділігін азайтқан. Бұл нәтиже студенттердің психологиялық және әлеуметтік факторларын да ескеру қажеттігін көрсетеді. Сондықтан алдағы зерттеулерде мотивацияны арттырудың геймификация, кері байланыс және бейімделген мазмұн сияқты заманауи тәсілдерін қолдану ұсынылады [10].

Модель нәтижелері визуализацияланып, интерактивті панель (dashboard) түрінде ұсынылды. Бұл панель оқытушыларға нақты уақыт режимінде студенттердің оқу белсенділігін бақылауға және тәуекел тобындағы студенттерді ерте анықтауға мүмкіндік береді. Мұндай аналитикалық құралдар оқу үрдісін деректерге сүйеніп басқару мәдениетін қалыптастыруға ықпал етеді. Сонымен қатар, зерттеу нәтижелері білім беру ұйымдарына оқу платформаларында Learning Analytics жүйелерін тиімді ендіру бойынша әдістемелік нұсқаулықтар әзірлеуге негіз бола алады [11].

3. Нәтижелер мен талқылау

LIVEWORKSHEETS

Зерттеу барысында жиналған деректер learning analytics құралдары арқылы талданып, студенттердің онлайн оқу белсенділігінің әртүрлі көрсеткіштері ескерілді. Атап айтқанда, жүйеге кіру жиілігі, тапсырмаларды орындау уақыты, бейне сабақтарды қарау ұзақтығы және форумдардағы қатысу белсенділігі сияқты параметрлер негізгі айнымалылар ретінде қарастырылды. Бұл көрсеткіштер студенттердің оқу үрдісіне қатысу деңгейін анықтауға және олардың курсты аяқтау не тастап кету ықтималдығын болжауға мүмкіндік берді. Нәтижелер көрсеткендей, студенттің платформадағы белсенділік уақыты мен мотивация деңгейі dropout ықтималдығына ең көп әсер ететін факторлар болып шықты. Бейне материалдарды толық қарамаған және тесттерді сирек орындаған студенттердің курстан кету ықтималдығы жоғары болған [12].

Жүргізілген талдау нәтижелері тек жеке студенттің әрекетін ғана емес, сонымен қатар оқу топтары арасындағы айырмашылықтарды да қамту қажеттігін көрсетті. Себебі онлайн курстарда студенттердің жетістігі тек олардың жеке белсенділігі мен мотивациясына емес, сонымен қатар оқу ортасының ұйымдастырылуына, оқытушының қолдау деңгейіне және университеттің цифрлық инфрақұрылымының сапасына тәуелді. Осыған байланысты көп деңгейлі талдау тәсілін қолдану оқу үрдісіндегі күрделі өзара байланыстарды жан-жақты ашуға мүмкіндік берді.Көп деңгейлі модель оқу топтарының айырмашылығын да көрсетті. Мысалы, кейбір университеттерде студенттердің мотивациясы мен платформаның техникалық қолдауының жоғары болуы dropout деңгейін төмендетті. Бұл оқу ортасының сапасы мен институционалды қолдау маңызды екенін дәлелдейді. Жеке факторлар деңгейінде мотивация мен өзіндік тәртіп (self-regulation) негізгі көрсеткіштер болды. Ал топтық деңгейде оқытушының кері байланыс беру жылдамдығы мен курс мазмұнының құрылымы маңызды рөл атқарды[13].

Жалпы зерттеу нәтижелері онлайн оқыту жүйелерінде деректерді терең талдаудың маңызын айқын көрсетті. Білім беру үдерісінде тек дәстүрлі бағалау әдістеріне сүйену қазіргі заман талабына сай келмейді, себебі студенттердің оқу барысындағы нақты мінез-құлқын сандық деректер арқылы бақылау әлдеқайда дәл және уақтылы ақпарат береді. Learning Analytics осы тұрғыдан білім алушылардың оқу үлгерісін ғана емес, олардың белсенділік деңгейін, мотивациялық өзгерістерін және курсты тастап кету ықтималдығын да анықтауға мүмкіндік береді. Мұндай тәсіл оқу сапасын арттырумен қатар, оқытушыларға нақты педагогикалық шешім қабылдауда деректерге негізделген қолдау көрсетеді.

Алынған нәтижелер Learning Analytics құралдарының тиімділігін дәлелдейді. Егер оқу платформасында студенттердің әрекеттері жүйелі түрде бақыланып отырса, жүйе автоматты түрде тәуекел тобына кіретін студенттерді анықтай алады. Мысалы, жүйе студенттің оқу белсенділігі күрт төмендегенін байқаса, оқытушыға немесе студентке ескерту жіберу мүмкіндігі болады. Бұл тәсіл оқу үрдісін жекелендіруге және уақтылы көмек көрсетуге жағдай жасайды.[14].

LIVEWORKSHEETS

Қазақстандағы онлайн оқыту жүйелері әлі де Learning Analytics-ті толық енгізген жоқ. Дегенмен, мемлекеттік «Цифрлық білім беру» бағдарламасы мен университеттердің Learning Management System (LMS) жүйелерін жаңарту бағытындағы қадамдары бұл бағыттың даму әлеуеті жоғары екенін көрсетеді.

Қорытынды

Бұл зерттеу Learning Analytics технологияларын пайдалана отырып, онлайн информатика курстарындағы dropout мәселесін болжаудың маңыздылығын айқындады. Көп деңгейлі модель студенттің жеке және институционалды факторларын қатар талдау арқылы неғұрлым нақты болжам жасауға мүмкіндік береді.

Нәтижелер бойынша келесі ұсыныстар жасалды:

1. Онлайн курстарда студенттің оқу белсенділігі туралы деректерді жүйелі жинау;
2. Learning Analytics негізінде тәуекел тобын анықтайтын автоматтандырылған жүйелерді енгізу;
3. Оқытушыларды learning analytics құралдарын қолдануға үйрету;
4. Студенттерге мотивациялық қолдау көрсету бағдарламаларын әзірлеу[15].

Болашақта бұл бағыттағы зерттеулер learning analytics жүйелерін жасанды интеллект элементтерімен біріктіру арқылы dropout мәселесін болжаудың дәлдігін арттыра алады.Сонымен қатар, зерттеу нәтижелері білім беру ұйымдары үшін деректерге негізделген шешім қабылдау мәдениетін қалыптастырудың өзектілігін көрсетті. Learning Analytics жүйелерін енгізу тек студенттердің оқу нәтижелерін бақылауға емес, сонымен бірге олардың оқудағы мінез-құлқын, мотивациялық деңгейін және пәнге деген қатынасын терең түсінуге мүмкіндік береді. Мұндай тәсіл оқыту сапасын арттырып қана қоймай, жеке білім беру траекторияларын құру мен дербестендірілген қолдау көрсету тетіктерін жетілдіреді.

Алдағы зерттеулерде жасанды интеллекттің деректерді өңдеу және интерпретациялау қабілеттерін Learning Analytics платформаларымен үйлестіру арқылы оқу ортасындағы бейімделушілік пен алдын ала болжамның тиімділігін арттыру көзделеді. Сонымен бірге, мұндай модельдерді әзірлеу барысында этикалық аспектілерді, дербес деректердің құпиялылығын және алгоритмдік әділдікті сақтау мәселелері де ерекше назарда болуы тиіс. Осылайша, Learning Analytics пен жасанды интеллектті біріктіру жоғары оқу орындарында студенттердің оқу табыстылығын арттыру мен ерте ескерту жүйелерін жетілдіруде стратегиялық бағыт ретінде айқындалады.[16]

Болашақта бұл бағыттағы зерттеулер learning analytics жүйелерін жасанды интеллект элементтерімен біріктіру арқылы dropout мәселесін болжаудың дәлдігін арттыра алады. Сонымен қатар, зерттеу нәтижелері білім беру ұйымдары үшін деректерге негізделген шешім қабылдау мәдениетін қалыптастырудың өзектілігін көрсетті. Learning Analytics жүйелерін енгізу тек студенттердің оқу нәтижелерін бақылауға емес, сонымен бірге олардың оқудағы мінез-құлқын, мотивациялық деңгейін және пәнге деген қатынасын терең түсінуге мүмкіндік береді. Мұндай тәсіл оқыту сапасын арттырып қана қоймай,

LIVEWORKSHEETS

жеке білім беру траекторияларын құру мен дербестендірілген қолдау көрсету тетіктерін жетілдіреді.Қазіргі таңда көптеген жоғары оқу орындары мен онлайн платформалар білім беру үрдісін тиімді басқару үшін Learning Analytics құралдарын кезең-кезеңімен енгізіп келеді. Мысалы, кей университеттерде студенттің оқу белсенділігі мен бағаларына негізделген ерте ескерту жүйелері пилоттық режимде іске қосылған. Бұл жүйелер студенттің белсенділігінің төмендеуін немесе тапсырмаларды орындау қарқынының бәсеңдеуін автоматты түрде анықтап, оқытушыға хабарлама жібереді [17].

Мұндай тәсіл академиялық тәуекелді ертерек болжауға және студентке дер кезінде жеке қолдау көрсетуге мүмкіндік береді.

Осы бағыттағы тәжірибелер көрсеткендей, Learning Analytics құралдарын енгізу барысында техникалық шешімдерден гөрі этикалық және ұйымдастырушылық аспектілердің маңызы артады. Себебі студент туралы жиналатын үлкен көлемдегі деректердің құпиялылығын сақтау, алгоритмдердің әділдігі мен ашықтығын қамтамасыз ету білім беру жүйесіне деген сенімділікті арттырудың басты шарты болып табылады. Егер бұл мәселелер ескерілмесе, Learning Analytics жүйелері керісінше студенттер арасында сенімсіздік пен психологиялық қысымды тудыруы мүмкін. Сондықтан, осындай технологияларды қолдану барысында білім беру ұйымдары арнайы этикалық кодекстер мен деректермен жұмыс істеу саясатын әзірлеуі қажет.Бұдан бөлек, оқытушылардың Learning Analytics құралдарын тиімді пайдалану дағдыларын қалыптастыру да маңызды міндеттердің бірі саналады. Себебі бұл жүйелер ұсынған деректерді дұрыс интерпретациялау, статистикалық нәтижелерді оқу үрдісін жетілдіруге бағыттау оқытушының кәсіби құзыреттілігіне тікелей байланысты. Осыған байланысты педагогикалық жоғары оқу орындарында және біліктілікті арттыру курстарында Learning Analytics, Big Data және жасанды интеллект негіздері бойынша арнайы модульдер енгізу өзекті болып отыр. Мұндай қадамдар цифрлық педагогика мәдениетін қалыптастыруға және оқу үрдісін деректерге сүйенген шешімдермен басқаруға мүмкіндік береді [18].

Келешекте жасанды интеллект элементтерімен толықтырылған Learning Analytics платформалары студенттердің оқу тәжірибесін неғұрлым бейімделген және динамикалық етуге бағытталмақ. Бұл бағытта деректерді өңдеу мен интерпретациялаудың жаңа тәсілдері, мысалы нейрондық желілер, табиғи тілді өңдеу және шешім ағаштары секілді әдістер кеңінен қолданылуда. Мұндай әдістер студенттің оқу барысында қалыптасатын жеке үлгісін анықтап, оған сәйкес ең тиімді оқу стратегиясын автоматты түрде ұсынуға мүмкіндік береді. Осы арқылы оқу үрдісі тек жалпыға ортақ емес, жеке дара траекториялар негізінде құрылатын интеллектуалды жүйеге айналады.Сонымен бірге, болашақ зерттеулерде Learning Analytics пен жасанды интеллект жүйелерін біріктірген кезде этикалық тепе-теңдікті сақтау мәселесі де назардан тыс қалмауы тиіс. Дербес деректерді сақтау, алгоритмдік әділдік, және шешім қабылдаудағы бейтараптық қағидаттары сақталмаса, білім беру жүйесіндегі автоматтандырылған талдау нәтижелері бұрмалануы мүмкін. Сондықтан, бұл технологияларды енгізу кезінде халықаралық тәжірибелер мен нормативтік

LIVEWORKSHEETS

талаптарға сүйене отырып, деректермен қауіпсіз жұмыс істеудің бірыңғай стандарттарын қалыптастыру қажет.

Жалпы Learning Analytics және жасанды интеллект құралдарын біріктіру – онлайн оқыту сапасын арттырудағы стратегиялық бағыттардың бірі. Мұндай интеграция оқу үрдісін жан-жақты талдауға, студенттердің оқудағы қиындықтарын ерте анықтауға және оқу мотивациясын жоғарылатуға мүмкіндік береді. Алдағы жылдары бұл бағыттағы зерттеулер мен тәжірибелердің нәтижесі цифрлық білім беруді жаңа деңгейге көтеріп, дербестендірілген және тиімді онлайн оқыту экожүйесін қалыптастыруға жол ашады.

LIVEWORKSHEETS

Пайдаланылған әдебиеттер

1. Jordan, K. (2014). *Initial trends in enrolment and completion of massive open online courses.* The International Review of Research in Open and Distributed Learning.
2. Siemens, G. (2013). *Learning analytics: The emergence of a discipline.* American Behavioral Scientist.
3. Pappas, I. O., Giannakos, M. N., & Jaccheri, L. (2023). Predicting student dropout in online learning environments using learning analytics and artificial intelligence. *Computers & Education: Artificial Intelligence*, 4, 100126.
4. Ferguson, R. (2019). *The State of Learning Analytics in 2019: A Review and Future Directions.* Journal of Learning Analytics.
5. Romero, C., & Ventura, S. (2020). *Educational data mining and learning analytics: An updated survey.* WIREs Data Mining and Knowledge Discovery.
6. Назарбаев Университеті. (2022). *Цифрлық білім беру ортасын дамыту жолдары.* Астана.
7. Raudenbush, S., & Bryk, A. (2002). *Hierarchical Linear Models: Applications and Data Analysis Methods.* Sage Publications.
8. Pedregosa, F. et al. (2011). *Scikit-learn: Machine Learning in Python.* Journal of Machine Learning Research.
9. Xing, W., & Du, D. (2019). *Dropout prediction in MOOCs: Using deep learning for personalized intervention*. *Computers & Education*, 133, 127–138.
10. Ifenthaler, D., & Yau, J. Y. K. (2020). *Utilising learning analytics to support study success in higher education: A systematic review*. *Educational Technology Research and Development*, 68, 1965–1999.
11. Akçapınar, G., Altun, A., & Aşkar, P. (2020). *Using learning analytics to develop early-warning systems for at-risk students*. *Interactive Learning Environments*, 28(8), 1085–1099.
12. Aljohani, N. (2019). *A comprehensive review of the major causes of student dropout in online courses.* Journal of Education and Learning.
13. Limniou, M., & Smith, M. (2020). *Online learning analytics and dropout prediction: Insights from higher education.* Computers & Education.
14. Lee, Y., & Choi, J. (2019). *A review of online course dropout research: Implications for practice and future directions.* Educational Technology Research and Development.
15. Ministry of Science and Higher Education of Kazakhstan (2023). *Digital Transformation in Higher Education: National Report.* Astana.
16. Байжұманов, А., & Елубаева, Ә. (2023). *Жасанды интеллект негізінде студенттердің оқу белсенділігін талдау тәсілдері*. *Қазақ ұлттық педагогикалық университетінің хабаршысы*, 75(2), 114–121.
17. Тұрсынова, Г. М., & Нұржанова, С. Т. (2024). *Learning Analytics жүйелерін қолданудың заманауи бағыттары және этикалық мәселелері*. *Білім берудегі инновациялар журналы*, 18(1), 45–53.
18. Bakhytzhan, A., Mukhanova, U., & Abisheva, D. (2022). *Integration of AI and Learning Analytics for Student Success Prediction in Online Courses*. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 17(12), 56–70.

LIVEWORKSHEETS