

Өзбекәлі Жәнібеков атындағы Оңтүстік Қазақстан педагогикалық
университеті

ӘОЖ 372.8:002

Қолжазба құқығында

НАХИПОВА ВЕНЕРА ИСМАИЛОВНА

**Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық
оқытуды қолданудың ғылыми-әдістемелік негіздері**

8D01503-Информатика педагогін даярлау білім беру бағдарламасы бойынша

Философия докторы (PhD)
дәрежесін алу үшін дайындалған диссертация

Ғылыми кеңесші
доктор PhD
Керимбеков Е.Р.

Шетелдік ғылыми кеңесші
доктор, профессор
Бүлбүл Х.И.
(Гази университеті,
Анкара, Түркия)

Қазақстан Республикасы
Шымкент, 2025

МАЗМҰНЫ

НОРМАТИВТІК СІЛТЕМЕЛЕР	3
АНЫҚТАМАЛАР	4
БЕЛГІЛЕР МЕН ҚЫСҚАРТУЛАР	5
КІРІСПЕ	6
1 БІЛІМ АЛУШЫЛАРЫНЫҢ АКАДЕМИЯЛЫҚ ҮЛГЕРІМІН БОЛЖАУДЫҢ ТЕОРИЯЛЫҚ НЕГІЗДЕРІ	15
1.1 Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда ғылыми- әдістемелік зерттеулерге шолу	15
1.2 Машиналық оқыту және оның білім беру жүйесіндегі қазіргі әлеуеті	33
1.3 Академиялық үлгерімді болжауда машиналық модельдерді қолдану мүмкіндіктері	50
2 БІЛІМ АЛУШЫЛАРДЫҢ АКАДЕМИЯЛЫҚ ҮЛГЕРІМІН БОЛЖАУДА МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУДЫ ҚОЛДАНУ ӘДІСТЕМЕСІ	62
2.1 Білім беру деректерін жинау және алдын ала өңдеудің мақсаты мен қажеттілігі	62
2.2 Академиялық үлгерімді болжауда машиналық оқытудың жетілдірілген гибридтік моделін қолданудың әдіс-тәсілдері	82
2.3 Педагогикалық экспериментті ұйымдастыру және өткізу	99
ҚОРЫТЫНДЫ	113
ПАЙДАЛАНЫЛҒАН ӘДЕБИЕТТЕР ТІЗІМІ	115
ҚОСЫМША А - LEARNING LMS ортасындағы платформа	128
ҚОСЫМША Ә – Оқу үдерісіне F3Ж ендіру актілері	132
ҚОСЫМША Б – Оқытушылар мен білім алушылардың кері байланысы	134
ҚОСЫМША В – Авторлық куәліктер	137
ҚОСЫМША Г – Оқу-әдістемелік құрал	139
ҚОСЫМША Ғ – Гранттық қаржыландыру бойынша ғылыми, ғылыми-техникалық жобалар іске асыру туралы бұйрықтан үзінді көшірмесі	141
ҚОСЫМША Д – Бақылау эксперименттік есептеулері	142
ҚОСЫМША Е – Naive Bayes және гибридті моделдің есептеулері.....	144

НОРМАТИВТІК СІЛТЕМЕЛЕР

Диссертациялық жұмыста келесідей нормативтік құжаттарға сілтемелер жасалынды:

МЕМСТ 2.111 - 2013. Конструкторлық құжаттаманың бірыңғай жүйесі. Норма бақылау.

МЕМСТ 2.105 - 95 жобалық құжаттаманың бірыңғай жүйесі. Мәтіндік құжаттарға қойылатын жалпы талаптар.

МЕМСТ 2.316 - 2008 жобалық құжаттаманың бірыңғай жүйесі. Графикалық құжаттарға жазулар, техникалық талаптар мен кестелер жазу ережесі. Жалпы ережелер.

МЕМСТ 7.1 - 84 ақпарат, кітапхана және баспа стандарт бойынша стандарттар жүйесі. Құжаттың библиографиялық сипаттамасы. Жалпы талаптар мен ережелер.

Қазақстан Республикасының Заңы. «Білім туралы». 2007 жылғы 27 шілде, №319.

“Педагог” кәсіптік стандарты. Қазақстан Республикасы Оқу-ағарту министрінің м.а. 2022 жылғы 15 желтоқсандағы №500 бұйрығы. Қазақстан Республикасының Әділет министрлігінде 2022 жылғы 19 желтоқсанда №31149 болып тіркелді.

Қазақстан Республикасы Білім және ғылым министрінің бұйрығы. Мектепке дейінгі тәрбие мен оқытудың, бастауыш, негізгі, негізгі орта және жалпы орта, техникалық және кәсіптік білім беру ұйымдарының мемлекеттік жалпыға міндетті стандарты. 2022 жылғы 3 тамыз, №348.

Қазақстан Республикасы Оқу-ағарту министрінің бұйрығы. Мектепке дейінгі білім беру және бірінші сыныпқа қабылдауға арналған типтік оқу жоспарлары. 2022 жылғы 9 қыркүйек, №94.

Қазақстан Республикасы Оқу-ағарту министрінің бұйрығы. Типтік оқу жоспарларын, бастауыш, негізгі орта және жалпы орта білім деңгейлерін таңдау бойынша типтік оқу жоспарларын бекіту туралы. 2022 жылғы 16 қыркүйек, №399.

Қазақстан Республикасы Білім және ғылым министрінің бұйрығы. Информатика пәнін оқыту бағдарламасы. 2018 жылғы 10 мамыр, №199.

Қазақстан Республикасы Білім және ғылым министрінің бұйрығы. Жалпы білім беру пәндері бойынша типтік оқу жоспарларын және жалпы білім беру ұйымдарының нұсқаларын бекіту туралы. 2013 жылғы 3 сәуір, №115.

Қазақстан Республикасы Үкіметінің қаулысы. Мемлекет басшысының 2020 жылғы 1 қыркүйектегі «Жаңа жағдайдағы Қазақстан: іс-қимыл кезеңі» атты Қазақстан халқына Жолдауын іске асыру жөніндегі шаралар туралы. 2020 жылғы 9 қыркүйек, №564.

Қазақстан Республикасы Үкіметінің Қаулысы: Қазақстан Республикасында мектепке дейінгі, орта, техникалық және кәсіптік білім беруді дамытудың 2023-2029 жылдарға арналған тұжырымдамасын бекіту туралы: 2023 жылдың 28 наурызда, №249.

АНЫҚТАМАЛАР

Бұл диссертациялық жұмыста келесі терминдерге сәйкес анықтамалар қолданылған:

Бірлескен сүзгілеу - басқа пайдаланушының белгісіз қалауларын болжау үшін пайдаланушылар тобының белгілі артықшылықтарын (бағалауларын) пайдаланатын ұсыныс жүйелеріндегі болжамдарды (ұсыныстарды) құру әдістерінің бірі.

Дәлдік - модельдің қаншалықты дәл екенін өлшейді. Бұл дұрыс анықталған оң (шынайы оң) нәтижелер мен барлық анықталған оң нәтижелер арасындағы байланысты білдіреді. Дәлдік көрсеткіші болжанған сыныптардың қаншасы дұрыс белгіленгенін көрсетеді.

Машиналық оқыту әдістері - жасанды интеллект әдістерінің класы, оның ерекшелігі мәселені тікелей шешу емес, көптеген ұқсас есептердің шешімдерін қолдану арқылы оқыту.

Naive Bayes - Тәуелсіздік туралы қатаң (Naive) болжамдары бар Bayes теоремасын қолдануға негізделген қарапайым ықтималдық классификаторы. Ықтималдық моделінің нақты сипатына байланысты Naive Bayes классификаторларын өте тиімді оқытуға болады.

Оқу үлгерімі - бұл білім алушылардың оқу іс-әрекетінің нақты нәтижелерінің оқудың басында жоспарланғандармен сәйкес келу дәрежесі.

Сәтсіздік - бұл білім алушының төмен бағалар немесе оқу талаптарын орындамау сияқты белгіленген өнімділік критерийлеріне қол жеткізбеуі.

Сәттілік - бұл білім алушының жоғары бағалар және курсты сәтті аяқтау сияқты оң нәтижелерге қол жеткізуі.

Толықтығы - модельдің нақты оң сыныптарды болжау қабілетін өлшейді. Бұл болжамды шынайы оң нәтижелер мен нақты белгіленген мәндер арасындағы қатынас. Толықтық көрсеткіші болжамды сыныптардың қаншасы дұрыс анықталғанын көрсетеді.

Ықтималдық - белгілі бір оқиғаның пайда болу мүмкіндігінің дәрежесі (салыстырмалы өлшем, сандық бағалау).

F1-Score (F1-өлшемі) - дәлдік пен толықтыққа байланысты. Дәлдік пен толықтық арасындағы тепе-теңдікті іздеу кезінде қажет.

БЕЛГІЛЕУЛЕР МЕН ҚЫСҚАРТУЛАР

Бұл диссертациялық жұмыста келесідей белгілеулер мен қысқартулар қолданылған:

ҚР	- Қазақстан Республикасы
ЖОО	- жоғары оқу орны
ҒЗЖ	- ғылыми-зерттеу жұмысы
ОӘК	- оқу-әдістемелік кешен
БББ	- білім беру бағдарламасы
АБЖ	- автоматтандырылған басқару жүйесі
LMS (Learning Management Systems)	- оқытуды басқару жүйелері
ОПҚ	- оқытушы-профессор құрамы
ML (Machine Learning)	- машиналық оқыту
AI (Artificial Intelligence)	- жасанды интеллект
EDM (Educational Data Mining)	- білім беру деректерін өндіру
LA (Learning Analytics)	- оқыту аналитикасы
API (Application Programming Interface)	- қолданбалы бағдарламалау интерфейсі
LMS (Learning Management Systems)	- оқытуды басқару жүйесі
NB	- Naive Bayes
COLLABORATIVE FILTERING	- бірлескен сүзгілеу
E-Learning	- электрондық оқыту
DL (Deep Learning)	- терең оқыту
GPA (Grade Point Average)	- бағалардың орташа көрсеткіші
CGPA (Cumulative Grade Point Average)	- жиынтық орташа академиялық балл
PISA (Programme for International Student Assessment)	- Білім алушыларды бағалаудың халықаралық бағдарламасы
MOOC (Massive Open Online Course)	- массивті ашық онлайн курсы

КІРІСПЕ

Зерттеудің өзектілігі. Қазіргі заманда білім беру жүйесі адам капиталының сапасын арттыруда және елдің әлеуметтік-экономикалық дамуын қамтамасыз етуде шешуші рөл атқарады.

Қазақстанда жасанды интеллект пен машиналық оқытудың білім беру саласындағы қолданылуы – бұл елдің білім жүйесін заманауи талаптарға сай дамытуға бағытталған маңызды қадам. Президент жолдауларынан бастап, Үкімет қаулыларына дейін, ғылыми зерттеулер мен халықаралық ынтымақтастыққа дейінгі барлық шаралар жасанды интеллекттің білім беру саласына енгізілуін қолдайды. Бұл тек білім сапасын арттыруға ғана емес, еліміздің әлемдік білім беру кеңістігінде бәсекеге қабілеттілігін арттыруға да мүмкіндік береді.

Қазақстан Республикасының Президенті Қасым-Жомарт Тоқаев өз жолдауларында білім беру саласын дамытуға баса назар аудара отырып, елдің болашағы білімді жастардың қолында екенін жиі айтады. Президент: «Сапалы білімге қолжетімділік - азаматтардың тең мүмкіндіктерін қамтамасыз етудің ең тиімді жолы» деп атап өткен болатын. Президент Жолдауында сапалы білім елдің дамуы мен әлеуметтік-экономикалық жетістіктердің негізі ретінде аталған. Бұл білім алушылардың академиялық үлгерімін жетілдіруде ғылыми-зерттеушілік әдістердің қажеттілігін көрсетеді.

Қазақстан Республикасының Президенті Қасым-Жомарт Тоқаев «Цифрлық технологиялар білім беру мен ғылымның жаңа деңгейге көтерілуіне ықпал етуі тиіс» деп атап өтті [1]. Бұл ретте, машиналық оқыту әдістерін пайдалану академиялық үлгерімді болжауда және оны жетілдіруде маңызды құрал болмақ. Оның өзектілігі қазіргі заманауи білім беру жүйесінде білім сапасын арттыру, бағалау үдерісін объективті және жекелендірілген ету қажеттілігінен туындайды. Машиналық оқыту әдістері үлкен мәліметтерді талдап, әрбір білім алушының оқу үлгерімін нақты бағалауға, оның күшті және әлсіз жақтарын анықтауға мүмкіндік береді. Сонымен қатар, бұл технология оқыту бағдарламаларын жекелендіруге, әрбір білім алушының қажеттіліктеріне бейімделуге, оқу үдерісін тиімді әрі қызықты етуге жәрдемдеседі. Бұл – зерттеу тақырыбының маңыздылығы мен өзектілігінің тағы бір дәлелі.

Бұл сала Қазақстанда да өз дамуын жалғастыруда, қазіргі таңда еліміздің бірқатар университеттері мен ғылыми орталықтары осы саладағы зерттеулерге сүйене отырып, жасанды интеллектті оқу процесінде қолданудың жаңа әдіс-тәсілдерін әзірлеуде. Мұндай зерттеулер жүргізіп жатқан қазақстандық педагог-ғалымдар мен ізденушілердің қатарында Б.Берікқожа, А.Мухамедин, М.Серік, Л.А.Сулейменова, З.Абдирахметова, М.Орынбасар, М.Жумадилова, З. Зулпыхар, А.Тлебалдинова, Н.О.Изимбетов және т.б. зерттеушілер бар.

Шетелдерде жасанды интеллекттің білім саласында қолданылуы өте кең таралған. Мысалы, АҚШ, Қытай, Германия сияқты елдерде ЖИ негізіндегі платформалар мен жүйелер білім беру мекемелерінде кеңінен қолданылады. Бұл платформалар білім алушылардың жеке қажеттіліктеріне сәйкес адаптивті

оқыту жүйелерін қалыптастыруда, білім алушылардың үлгерімін болжауда және оқу процесін автоматтандыруда маңызды рөл атқарады.

Машиналық оқыту (МО) мен жасанды интеллекті (ЖИ) қолдану мәселерін шетелдік ғалымдар өз еңбектерінде терең тоқталады. Атап көрсетсек, Махмуд Гудайел, Диего Буэнаньо-Фернандес, Хуэй Цзян, Вентао Фу, Кристобаль Ромеро, Себастьян Вентура, Джордж Сименс, Анниса Усватун Хасана, Харвати және т.б зерттеушілер бар.

Жоғарыда аталған отандық және шетелдік ғалымдардың еңбектеріндегі көптеген жасалынып жатқан зерттеулерге қарамастан, Қазақстанда білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқытуды қолдану саласында бірнеше проблемалық жағдайлар мен шешілмеген мәселелер бар. Мәселен, солардың бірі - *деректердің жеткіліксіздігі және оның сапасы*. МО – ны қолданып тиімді модельдер құру үшін неғұрлым кең ақпаратты қамтитын үлкен көлемдегі сапалы деректер қажет. Өкінішке қарай, Қазақстандағы білім беру саласында мұндай деректердің жинақталуы мен қолжетімділігі шектеулі. Нақтырақ айтсақ, кейбір жоғары мектептерде білім алушылардың үлгерімі туралы мәліметтер электронды форматта сақталмайды немесе толық емес. Бұл модельдердің дәлдігін төмендетеді және болжау нәтижелерінің сенімділігін азайтады [2].

Ескеретін тағы бір мәселе, инфрақұрылым мен технологиялық қолдау тапшылығы болып табылады. Көптеген жоғары оқу орындарында заманауи компьютерлік техника мен қажетті бағдарламалық қамтамасыз етудің толық болмауы МО әдістерін енгізуді қиындатуда. Жоғары оқу орындарында (ЖОО) интернет жылдамдығының төмендігі немесе тұрақсыздығы деректерді өңдеу мен талдауға кедергі келтіреді [3].

Мұнымен қоса, білікті мамандардың жетіспеушілігі тағы да бар. Машиналық оқыту саласында білікті мамандардың аздығы – Қазақстандағы білім беру саласындағы өзекті мәселелердің біріне айналды. МО технологиясын білім беру жүйесіне тиімді түрде енгізу үшін арнайы дайындықтан өткен мамандар мен зерттеушілер қажет.

Қазақстанда жасанды интеллектті білім беру жүйесіне енгізу бойынша бастамалар белсенді қолға алынғанымен, оны толыққанды жүзеге асыруда бірқатар өзекті мәселелер бар. Біріншіден, педагогтердің ЖИ технологияларына қатысты цифрлық құзыреттілігі жеткіліксіз, бұл оның оқу үдерісіне тиімді интеграциялануына кедергі келтіреді. Екіншіден, оқу материалдарының, платформалар мен құралдардың жеткіліксіз бейімделуі аймақтық теңсіздік тудырады. Үшіншіден, нормативтік-құқықтық базаның жетілмегендігі ЖИ құралдарын этикалық және қауіпсіз пайдалану мәселесін туындатады. Осы жағдайлар ЖИ әлеуетін толық пайдалану үшін кешенді шешімдерді қажет етеді [4].

Әрине, проблема мұнымен бітпейді. Кез келген жаңа технологияны іске асырудағы негізгі жәйттердің бірі – қаржыландыру екенін ескеретін болсақ, бұл ретте де қаржыландыру мәселесінің жеткіліксіздігі байқалады. МО жобаларын жүзеге асыру үшін айтарлықтай қаржы қажет. Қаражат көлемі деректерді жинау,

инфрақұрылымды жаңарту, мамандарды даярлау және бағдарламалық қамтамасыз етуді сатып алу аясындағы барлық қажеттіліктерді толыққанды қамтуы қажет. Елімізде бұл бағыттағы қаржыландыру деңгейі біршама төмен, бұл жағдай арнайы жобалардың іске асырылуын тежейді [5].

Ерекше назар аударатын кезекті мәселе - құқықтық және этикалық мәселелер болып табылады. Білім алушылардың жеке деректерін жинау және өңдеу барысында құқықтық және этикалық нормаларды сақтау аса маңызды. Елімізде бұл салада нақты реттеулер мен стандарттардың болмауы деректердің құпиялылығы мен қауіпсіздігіне қатысты мәселелерді туындатады [6].

Қазақстанда білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда МО -ны қолдану әлеуеті жеткілікті түрде кең болғанымен, жоғарыда аталған мәселелер бұл процесті тежейді. Сол себепті, білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда МО-ны қолданудың қажеттілігі мен оны жүзеге асырудың ғылыми-әдістемелік негізі жасалмауы арасындағы объективті **қарама-қайшылықтардың** бар болуы біздің зерттеу жұмысымыздың мәселесін айқындайды.

Келтірілген қарама-қайшылықтарды шешудің қажеттілігі зерттеу тақырыбын **«Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқытуды қолданудың ғылыми-әдістемелік негіздері»** деп таңдауымызға негіз болды.

Зерттеу нысаны: ЖОО-да оқыту үдерісі, білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау және ықпал ететін факторлар.

Зерттеу пәні: Машиналық оқытудың ғылыми-әдістемелік негіздері және оның «Информатика» білім беру бағдарламасы бойынша білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда қолдануды жетілдіру.

Зерттеу мақсаты: Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқытуды қолданудың ғылыми-әдістемелік негіздерін айқындау, «Информатика» білім беру бағдарламасы бойынша үлгерімді болжаудың тиімді модельдерін анықтау, жетілдіру және тәжірибеде іске асыру.

Зерттеудің ғылыми болжамы: Егер академиялық үлгерімді болжауда машиналық оқытуды қолданудың ғылым-әдістемелік негіздері әзірленіп, машиналық оқытудың тиімді модельдері жоғары оқу орнының оқу үдерісіне енгізілсе, онда бұл үлгерімді болжау дәлдігінің артуына, машиналық оқытудың негізіндегі жасанды интеллект құралы білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда қолдануды жетілдіруге, оқу үдерісін жетілдіру мүмкіндіктерінің кеңеюіне және білім беру сапасының жақсаруына әкеледі, себебі, машиналық оқытудың негізіндегі жасанды интеллект құралын қолдану білім алушылардың алдыңғы жетістіктерін, оқу әдістерін және басқа да факторларды талдап, олардың болашақтағы нәтижелерін дәл болжауға мүмкіндік береді.

Зерттеу міндеттері:

- ЖОО-да білім алушылардың академиялық үлгерімін болжаудың қазіргі жағдайын және машиналық оқыту әдістерін қолданудың ғылыми-әдістемелік негіздерін анықтау;

- ЖОО білім алушыларының академиялық үлгеріміне қатысты деректерді жинау мен алдын ала өңдеудің мақсаты мен қажеттілігін негіздеу;

- «Информатика» білім беру бағдарламасы бойынша академиялық үлгерімді болжауға арналған машиналық оқытудың модельдерін қолдану, жетілдіру және олардың тиімділігін бағалау критерийлерін анықтау;

- академиялық үлгерімді болжауға арналған эксперименттік зерттеу жүргізу және зерттеу нәтижелерін білім беру жүйесіне енгізу жолдарын ұсыну.

Зерттеудің жетекші идеясы: МО және ЖИ технологиялары қазіргі уақытта білім беру саласында түбегейлі өзгерістер енгізуде. Бұл технологиялар академиялық үлгерімді бағалау мен болжауда дәстүрлі әдістердің шектеулерін жойып, жаңа мүмкіндіктер туғызады. Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау үшін МО-ны пайдалану болжамдардың дәлдігін едәуір арттырып, оқу процесін жеке бағытта ұйымдастыруға мүмкіндік береді және нәтижесінде ЖОО-дағы білім сапасын жақсартады.

Зерттеудің көздері: Зерттеу мәселесі бойынша информатика, математика психология, педагогика, білімді цифрландыру салаларындағы еңбектер; Қазақстан Республикасының «Білім туралы» Заңы; Қазақстан Республикасының мектепке дейінгі, орта, техникалық және кәсіптік білім беруді дамытудың 2023-2029 жылдарға арналған тұжырымдамасы; 2024-2029 жылдарға арналған жасанды интеллектті дамыту тұжырымдамасы, жоғары мектептің білім беру мәселелеріне қатысты нормативтік құжаттары мен оқу-әдістемелік кешендері (оқу бағдарламалары, оқулықтар, оқу құралдары және т.б.); ғалым-педагогтардың ғылыми жетістіктері мен озық тәжірибелері; ақпараттық-коммуникациялық технологиялар саласындағы ғылыми еңбектері, отандық және шетелдік зерттеушілердің жоғары мектепте информатика курсы оқыту жөніндегі ғылыми еңбектері, білім беру веб-сайттары.

Зерттеудің әдістері: Зерттеу мәселесі бойынша ғылыми-әдістемелік және ЖОО-ның міндетті пәндерді және элективті курстарды оқытудың тәжірбиесін зерттеу және жинақтап ой қорыту; білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау мен жетілдіру үшін машиналық оқытуды қолдануға бағытталған психологиялық-педагогикалық және модельдеу, педагогикалық эксперимент, сауалнама жүргізу, сұқбаттасу және математикалық статистика әдістері сияқты теориялық және эмпирикалық әдістер қолданылды. Модельдеу әдісі білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау үшін қолданылды.

Зерттеудің әдіснамалық және теориялық негіздері: таным теориясы, жүйелілік, іс-әрекеттік, жоғары педагогикалық білім беру мазмұны, ақпараттық білім беру мен әдістемесіне қатысты теориялар, оқу үдерісін ұйымдастыруда тұлғаға бағытталған көзқарас, құзыреттілік тәсіл, белсенді және дамытушылық оқыту, жасанды интеллект және машиналық оқыту технологиялары, информатиканы оқытудың теориясы мен әдістемесі, академиялық үлгерімді бағалау мен болжам жасау модельдері.

Зерттеудің ғылыми жаңалығы:

1. ЖОО-да білім алушылардың академиялық үлгерімдерін болжауда машиналық оқыту әдістерін қолданудың ғылыми-әдістемелік негіздері айқындалды;

2. ЖОО-да білім алушылардың академиялық үлгерімдеріне қатысты деректерді жинау мен алдын ала өңдеудің мақсаты анықталып, оның қажеттілігі негізделді.

3. «Информатика» білім беру бағдарламасы бойынша білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау үшін бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдістерін біріктіретін гибридті модель жасау арқылы машиналық оқытуды қолдану жетілдірілді және модельдің тиімділігін бағалау критерийлері айқындалды;

4. Зерттеу жұмысының аясында әзірленген гибридті модель мен оқытуды басқару жүйесін (LMS) интеграциялау мақсатында LEARNING платформасы әзірленіп, тәжірибелік тұрғыда жүзеге асырылып, модельдің тиімділігі экспериментальды түрде расталды және зерттеу нәтижелерін білім беру жүйесіне енгізу бойынша нақты ұсыныстар мен нұсқаулықтар жасалды.

Зерттеудің теориялық маңыздылығы: зерттеу барысында білім алушылардың оқу үлгеріміне әсер ететін факторлар мен МО-ның білім беру жүйесіндегі маңыздылығы айқындалып, білім беру деректерін жинау мен алдын ала өңдеудің әдіс-тәсілдері мен машиналық оқытудың теориялық негіздері айқындалды. Сонымен қатар бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдістерін біріктіретін гибридті модель негізінде білім алушылардың оқу нәтижелерін болжаудың жаңа тәсілдері ұсынылуымен, машиналық оқыту модельдерін LMS жүйесіне енгізу арқылы оқу үдерісін жекелендіру мен оңтайландыру жолдары теориялық тұрғыда зерделенуімен, тәжірибелік тұрғыда жүзеге асырылуымен, экспериментальды түрде расталуымен және зерттеу нәтижелерін білім беру жүйесіне енгізу бойынша нақты ұсыныстар берілуімен, болашақ информатика мұғалімдерін даярлауда машиналық оқыту модельдерін қолдануды жетілдіруімен және білім алушылардың қолданбалы білімдері, практикалық икемділіктері мен дағдыларының ғылым мен техниканың, технологияның дамуына сай қалыптасуымен айқындалады.

Зерттеудің практикалық маңыздылығы: Зерттеу нәтижелері бойынша ЖОО-ның «Информатика» білім беру бағдарламасының (БББ) білім алушыларына бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдістерін біріктіретін гибридті модель негізінде білім алушылардың оқу нәтижелерін болжаудың жаңа тәсілдері ұсынылды, LMS жүйесіне машиналық оқыту моделі енгізілді, нәтижесінде білім беру ұйымдарына оқу үдерісін оңтайландыру, білім алушылардың жеке қажеттіліктеріне негізделген оқу траекторияларын құру, академиялық үлгерімді болжау негізінде оқытудың тиімділігін арттыру мүмкіндігі айқындалды. Нәтижесінде, ЖИ мен МО-ды білім беру жүйесіне енгізу оқу процесінің сапасын арттыруға ықпал етеді.

Білім алушылардың ғылыми-зерттеу жұмыстарымен (жобалық, дипломдық жұмыстар, ғылыми-практикалық конференциялар және т.б.)

аясында LEARNING платформасы жасалды. Диссертация тақырыбы бойынша оқу-әдістемелік құрал жарық көрді. Екі авторлық куәлік алынды. Олар: "Машиналық оқыту арқылы білім алушылардың академиялық үлгерімін анықтау әдістемесі", № 37586, 2023 жылғы «29» маусым. Білім алушылардың үлгерімін болжауды жақсарту үшін Naive Bayes әдісіне бірлескен сүзгілеуді (Collaborative Filtering) біріктіру, № 57665, 2025 жылғы «6» мамыр.

Зерттеу нәтижелерін ЖОО-да болашақ мұғалімдерді дайындау үдерісінде, олардың кәсіби біліктілігін жетілдіруде, қашықтықтан оқытуда және мамандардың кәсіби біліктілігін жетілдіретін мекемелерінде қолдану пайдалы.

Зерттеу жұмысы білім алушылардың үлгерімін болжау моделін іс жүзінде жүзеге асыруға 2023-2025 жылдарға арналған гранттық конкурс бойынша AP19680169 «Білім алушылардың кәсіби құзыреттіліктерін қалыптастыруда LMS-те оқыту стратегияларын болжау үшін машиналық оқытуды интеграциялау» тақырыбындағы жоба аясында орындалды. Жобаның нәтижелері ұсынылған модельдің өзектілігін және оның білім беру ортасындағы тиімділігін растады.

Қорғауға ұсынылған негізгі қағидалар:

1. «Информатика» білім беру бағдарламасы бойынша білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқыту әдістерін қолданудың ғылыми-әдістемелік негіздері маңызды болып табылады. ЖОО-да білім алушылардың оқу жетістіктерін болжау тиімділігін арттыруға бағытталған жасанды интеллекттің жаңа әдістемелік тәсілдерін оқыту үдерісіне енгізу білім сапасын жақсартуға ықпал етеді.

2. ЖОО білім алушыларының академиялық үлгеріміне қатысты деректерді сапалы талдау деректерді жүйелі түрде жинау мен алдын ала өңдеуді қажет етеді, бұл оқу нәтижелерін дәл болжау мен оқыту үдерісін жекелендірудің алғышарты болып табылады.

3. «Информатика» білім беру бағдарламасы аясында білім алушылардың академиялық үлгерімдерін болжауда бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдістерін біріктіретін гибриді модельді қолдану — машиналық оқытудың тиімділігін арттырудың және жекелендірілген оқыту траекторияларын құрудың заманауи тәсілі болып табылады және модельдің сапасын бағалау үшін нақты критерийлерді белгілеу арқылы нәтижелердің сенімділігі мен қолданбалы маңызын қамтамасыз етуге қол жеткізіледі.

4. Оқыту нәтижелерін болжауға бағытталған гибриді машиналық оқыту моделін білім беру платформасына (LMS) интеграциялау оқу үдерісін цифрландыру мен дербестендіруге мүмкіндік жасайды. Мұндай модельдің тәжірибелік тұрғыда іске асырылуы және оның тиімділігінің эксперимент арқылы дәлелденуі, сондай-ақ оқу процессіне енгізу бойынша нақты әдістемелік ұсыныстардың жасалуы білім беру жүйесіне инновациялық технологияларды қолданумен білім сапасын арттырады.

Зерттеу нәтижелерінің дәлдігі мен негізділігі келесі факторларға негізделді: ғылыми, теориялық және әдістемелік әдебиеттерді жан-жақты зерттеу, зерттеу пәні мен мақсатына сай әдістер кешенін қолдану, жоғары оқу

орындарындағы білім алушылардың үлгерімін болжауда машиналық оқытуды пайдалану мәселесіне әр түрлі көзқарастарды талдау, алынған мәліметтерді статистикалық әдістермен өңдеу және эксперименттік зерттеу нәтижелерінің бастапқы болжамдарға сәйкестігін дәлелдеу.

Зерттеу нәтижелерін сынақтан өткізу: Зерттеудің негізгі қағидалары мен нәтижелері "Ғылымдағы Прогресс" 4-ші Халықаралық ғылыми конференция (Брюссель, Бельгия, 2023), Білім беруді зерттеу және тәжірибе бойынша 6-шы Халықаралық конференция (ICERP) 2024 (Малайзия, 2024), «Білім мен ғылымды дамытудың өзекті трендтері мен перспективалық бағыттары» (Шымкент, 2024), «Байтанаев оқулары-Х» (Шымкент, 2022), «Білім және ғылым: IV өнеркәсіптік революцияның сын-қатерлері» (Шымкент, 2022), «Ж.А.Ташенев оқулары: «Білім мен ғылымды дамытудың өзекті трендтері мен перспективалық бағыттары» (Шымкент, 2022) атты халықаралық ғылыми-практикалық конференцияларда талқыланды.

Зерттеу нәтижелері бойынша жарияланымдар. Диссертациялық жұмыстың мазмұны бойынша жарияланған еңбектердің жалпы саны – 17, оның ішінде Scopus халықаралық рецензияланатын журналдарда – 3 мақала, ҚР Ғылым және жоғары білім саласындағы сапаны қамтамасыз ету комитеті ұсынған ғылыми басылымдарда – 1 мақала, шет елде ұйымдастырылған халықаралық ғылыми-практикалық конференциясында – 3 мақала, ҚР халықаралық конференциясында – 7 мақала, авторлық куәлік – 2, оқу-әдістемелік құрал-1.

Зерттеу базасы: Тәжірибелік эксперимент жұмысы Ө.Жәнібеков атындағы ОҚПУ, «Информатика» кафедрасы және Ж.А.Ташенев атындағы университетінің «Информатика» кафедраларында өткізілді. Зерттеуге 6В01503-«Информатика мұғалімін даярлау» білім беру бағдарламасы бойынша білім алушылары қатысты.

Зерттеу кезеңдері: Зерттеу үш негізгі кезеңде жүзеге асты.

Бірінші кезеңде (2021-2022): Ғылыми-зерттеу жұмысының тақырыбына сәйкес педагогикалық-психологиялық, ғылыми-әдістемелік әдебиеттер мен нормативтік құжаттарға теориялық тұрғыдан талдау жасалды, отандық және шетелдік әдебиеттер талданды; зерттеу көздері, зерттеудің ғылыми болжамы, зерттеудің міндеттері айқындалды. Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжаудың маңыздылығы мен қажеттілігі анықталды. Оқу үлгеріміне әсер ететін факторлар егжей-тегжей зерттеліп, тақырыпқа қатысты ғылыми, әдістемелік және педагогикалық әдебиеттермен қатар интернет-ресурстарға шолу жасалды. Сонымен қатар, білім беруде жасанды интеллект әдістерін қолданудың мүмкіндіктері, педагогикалық оқу стратегиялары және Блум таксономиясын МО әдістері арқылы ЖИ-ге интеграциялаудың ғылыми негіздері зерттелді. Зерттеу жұмысының тақырыбы айқындалды.

Екінші кезеңде (2022-2023): Зерттеу барысында білім беру аналитикасы саласында МО алгоритмдерін қолданудың теориялық және практикалық аспектілері жан-жақты қарастырылды. Атап айтқанда, Naive Bayes классификаторын білім беру контекстінде қолданудың теориялық негіздері,

оның артықшылықтары мен шектеулі тұстары талданып, академиялық үлгерімді болжауда бейімделген тәсілдердің тиімділігі зерттелді. Сонымен қатар, машиналық оқыту модельдерін үлгерімді болжауға бағыттап қолданудың мақсаттылығы мен қажеттілігі негізделіп, олардың құрылымы, әдістері және оқу процесіне интеграцияланатын құралдары ұсынылды. Бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдістерін біріктіретін гибриді модель негізінде білім алушылардың оқу нәтижелерін болжаудың жаңа тәсілдері ұсынылды.

Үшінші кезеңде (2023-2024): Бұл кезеңде бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдістерін біріктіретін гибриді модель тәжірибелік тұрғыдан іске асырылды. Жасалған гибриді модель базалық модельдермен салыстырылып, оның тиімділігі жан-жақты талданды. Сонымен қатар, зерттеу аясында әзірленген гибриді модель мен оқытуды басқару жүйесін (LMS) интеграциялау мақсатында әзірленген LEARNING платформасын оқу процесіне енгізу бойынша эксперимент жүргізіліп, оның оқу үдерісінің тиімділігін арттырудағы ықпалы бағаланды. Зерттеу барысында алынған теориялық және эксперименталды мәліметтер негізінде нақты қорытындылар мен ұсыныстар жасалып, болашақта білім беру жүйесін жетілдіруге бағытталған стратегиялар әзірленді.

Диссертация құрылымы. Диссертация кіріспеден, екі бөлімнен, қорытындыдан, пайдаланылған дереккөздер тізімінен және қосымшалардан тұрады.

Кіріспе зерттеудің өзектілігін негіздеуді, зерттеудің мақсаты мен міндеттерін тұжырымдауды, зерттеу объектісі мен тақырыбын сипаттауды, зерттеу әдістерін, ғылыми жаңалығын, практикалық маңыздылығын, қорғауға шығарылатын негізгі ережелерді, сондай-ақ диссертацияның көлемі мен құрылымы туралы ақпаратты қамтиды.

Бірінші бөлімде «Информатика» БББ-сы бойынша білім алушылардың академиялық үлгеріміне байланысты ғылыми-әдістемелік зерттеулерге шолу жасалды. Білім алушылардың оқу жетістіктерін болжау және жетілдіру мақсатында машиналық оқытудың мүмкіндіктерін зерттеу және оның білім беру жүйесіндегі қазіргі әлеуетін анықтау мәселелері қарастырылды. Сонымен қатар, ЖИ технологияларының білім беру саласында қолданылуы, Блум таксономиясының оқу процесін жетілдірудегі маңызы және білім беру сапасын арттыруға ықпал ететін негізгі әдістер сараланды. Сондай-ақ, академиялық үлгерімді болжауда қолданылатын МО модельдерінің мүмкіндіктеріне сипаттамалар беріліп, олардың тиімділігі мен шектеулері талқыланды.

Екінші бөлімде білім беру деректерін жинау және алдын ала өңдеудің мақсаты мен қажеттілігі айқындалды. «Информатика» БББ-сы бойынша академиялық үлгерімді болжауда МО-ның Naive Bayes классификаторын қолдану формалары мен әдістері ұсынылды. Осы әдістердің тиімділігін бағалау критерийлері анықталып, модельді оқытуды басқару жүйелеріне (LMS) интеграциялау үдерісі сипатталды. Тәжірибелік-эксперимент жұмысы ұйымдастырылды, зерттеу жұмыстарының нәтижелері қорытылды және ғылыми-әдістемелік ұсыныстар берілді.

Қорытындыда зерттеу барысында алынған ғылыми-педагогикалық нәтижелердің маңыздылығы сипатталып, негізгі теориялық және практикалық тұжырымдар жасалды. Қойылған міндеттердің орындалу деңгейі бағаланып, ұсынылған модельді пайдалану бойынша нақты ұсыныстар берілді. Сонымен қатар, жүргізілген жұмыстың ғылыми құндылығы мен болашақтағы қолдану перспективалары талқыланды.

Пайдаланылған дереккөздер тізіміне зерттеу барысында пайдаланылған барлық әдеби және ғылыми еңбектер енгізілді.

Қосымшада зерттеу барысында қолданылған материалдар ұсынылды.

1 БІЛІМ АЛУШЫЛАРЫНЫҢ АКАДЕМИЯЛЫҚ ҮЛГЕРІМІН БОЛЖАУДЫҢ ТЕОРИЯЛЫҚ НЕГІЗДЕРІ

1.1 Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда ғылыми-әдістемелік зерттеулерге шолу

Ғаламдық өркениеттің заманауи даму кезеңінде Төртінші индустриялық революцияның қарқынды даму үдерістерімен анықталады, адам капиталының әлеуеті жоғарылауына ықпал етеді. Заманауи геосаяси, әлеуметтік, экономикалық және т.б. салалардағы динамикалық өзгерістерді ескере отырып ХХІ ғасырдағы ЖОО білім алушыларына еңбек нарығы талаптарына бейімделген білім беру бағдарламаларын жасау және сәтті іске асыру заман талабы [7, 8].

Төртінші индустриялық революцияның дамуын анықтайтын негізгі факторлар: білім беру жүйесі, ІТ технологиялардағы өзгерістер, жаһандану, жаңаша ойлай алатын білім алушылар, креативтілік, әлеуметтік-коммуникация, отбасы құндылығы, қоғамның, мемлекеттің жаңа талаптары, білім беру нәтижелеріне ХХІ ғасырдың дағдылары мен құзыреттілігіне сәйкестігі, жасанды интеллектің машиналық оқыту модельдері арқылы қоғамға және білім беру жүйесіне қарқынды интерациялануы салдарынан оқытудың жаңа түрлері мен технологиялары, құралдарының қолданылуы (1-сурет) [9].



Сурет 1 – Төртінші өнеркәсіптік революция жағдайындағы білім беру

Қазақстан Республикасы жаһандық бәсекеге қабілеттілік рейтингіде оң динамикасын көрсетті. Яғни, республика көлемінде заманауи технологиялар мен білім беру үдерісін ұйымдастыру уақыт талабына сай жүргізілуде. Қазақстан Республикасының 2024-2029 жылдарға арналған жоғары білім мен ғылымды дамыту тұжырымдамасы қазақстандық ғылымның жаһандық бәсекеге қабілеттілігін арттыру және оның ұлттық деңгейде қолданбалы міндеттерін шешу жас ғалымдардың жетістіктері мен республиканың жас ғылымын дамыту мәселелерін қамтиды. ЖОО білім алуға және білім беру бағдарламаларының мазмұнын жетілдіру негізінде білім алушының ойлауының ғылыми тәсілін қалыптастырып, білікті мамандардың кәсібилік деңгейін арттыруға бағытталған мотивациясын дамыту, өйткені ойлаудың ғылыми тәсілі жоғары мектепте қалыптасады (2-сурет).



Сурет 2 - ҚР Білім беруді дамытуды жетілдірудегі құжаттар

Білім беру сапасын жетілдіру және жоғары білікті мамандарды даярлау көптеген елдерде әл-ауқатты арттыру факторларының бірі ретінде қарастырылады. Білім алушылардың үлгерімі – жоғары білім сапасы мәселелерін шешудегі негізгі мәселелердің бірі екені анық. Осы орайда білім алушылардың академиялық үлгерімдерін арттыру жоғары оқу орындарында (ЖОО) білім беруді жоспарлау мен дамытудың негізгі мақсаттарының бірі болып саналады. Сонымен қатар, білім алушылардың жеке ерекшеліктерін

есепке алу білім беру ортасын білім алушыға бейімдеуге мүмкіндік береді, осылайша білім сапасын арттырады [10].

Академиялық үлгерім білім алушылардың келешектегі білім жалғастыру мүмкіндіктеріне, мансаптық жолына және жалпы өмірлік траекториясына тікелей әсер ететіні белгілі. Осы орайда «Информатика» БББ-сы бойынша оқитын білім алушылардың академиялық үлгерімі – болашақ мамандыққа дайындығының маңызды көрсеткіші екендігі дау тудырмайды. Сондықтан мектептен бастап докторантураға дейінгі әр түрлі білім беру деңгейлерінде оқу үлгерімдеріне ықпал ететін негізгі факторларды кешенді зерттеу өзекті мәселе болып табылады. Зерттеулер көрсеткендей, білім алушылардың жетістігі көпқырлы себептерге байланысты қалыптасады – жеке психологиялық ерекшеліктерінен бастап әлеуметтік-экономикалық факторлар жиынтығына дейін. Яғни, білікті маманның қалыптасуына бірқатар маңызды факторлар әсер етеді, оларға оқу үдерісінің ерекшеліктері ғана емес, сонымен бірге, кәсіптік мақсаттар, бейімделу мүмкіндіктері және өзін-өзі реттеу ерекшеліктері, білім алушының жеке сипаттамалары жатады. Мұның барлығы білім алу нәтижелерін анықтайды [11].

Жарияланған ғылыми еңбектердің көпшілігінде білім алушылардың үлгеріміне әсер ететін факторлар ретінде олардың жынысы, орта мектеп сыныбы, ата-аналарының білімі, қаржылық жағдайы, отбасылық жағдайы және тұрғылықты жері екендігі көрсетілген [12].

Информатика БББ-сында білім алушылардың үлгеріміне әсер ететін басты факторларды қарастыратын болсақ, олардың ең негізгілерінің біріне психологиялық факторлар (мотивация, стресс, қабілеттер) жатады. Білім алушының жеке психологиялық ерекшеліктері оның академиялық үлгеріміне елеулі ықпал жасайды. *Мотивация* оқу процесінің қозғаушы күші болып табылады – жоғары мотивациялы білім алушылар күрделі тапсырмаларды ынтамен орындап, табандылық танытады. Ғылыми-әдістемелік шолуларда оқу мотивациясы мен өзіне деген сенімділік (*self-efficacy*) академиялық табыстың ең маңызды болжамдаушы факторлары екені атап өтілген. Керісінше, мотивациясының төмендігі академиялық үлгерімін нашарлатып, білімге деген қызығушылықтың сөнуіне алып келуі мүмкін. Стресс пен алаңдаушылық деңгейі де маңызды рөл атқарады – шамадан тыс психологиялық қысым оқу материалын меңгеруді қиындатып, емтихандардағы нәтижелерге кері әсерін тигізуі мүмкін. Мысалы, академиялық стресстің жоғары болуы емтихан бағаларының төмендеуімен байланысы өте тығыз екендігі анықталған. Бұл ретте когнитивтік қабілеттер (жадыда сақтау қабілеті, аналитикалық ойлау) оқу жетістігінің негізін қалайды. Дегенмен, зерттеулер адамның табиғи қабілеті қаншалықты жоғары болғанымен, оны тиімді пайдалану көбіне мотивация мен дұрыс оқыту әдістеріне тәуелді екенін көрсетеді. Яғни, білім алушылардың психологиялық жай-күйі (олардың оқуындағы оқу үлгерімдерінің негізі: жоғары ынта, қалыпты эмоционалдық күй және өз күшіне сенімділік) академиялық үлгерімді арттырады, ал созылмалы стресс пен мотивацияның жоқтығы кері әсерін тигізеді. Ғылыми-әдістемелік зерттеулерде өзіндік тиімділік, мотивация

сияқты когнитивті немесе эмоционалдық сипаттамаларды және олардың академиялық үлгерімімен байланысын өлшеу үшін психометриялық сынақтар қолданылады. Ғылыми зерттеулерде жынысы, жасы, этникалық тегі немесе басқа жеке факторлар сияқты демографиялық айнымалылар қарастырылады. Зерттеулер көрсеткендей, білім алушылардың мотивациясы сыртқы мотивация мен ішкі мотивацияны өлшейді және сонымен қатар білім алушылардың үлгеріміне оң әсерін тигізеді [13].

Ғылыми еңбектерде білім алушылардың кәсіптік білім берудегі мотивациясының құрамдас бөліктері қарастырылған және "Арнайы білім беру тіркеулерін құру", "Білім алушылардың ішкі мотивациясына оң және теріс әсер ететін білім беру ортасы" сияқты ынталандырушы факторлардың маңыздылығы зерттелген. Оқытуға деген көзқарас - бұл білім алушылардың мақсат қою деңгейіндегі маңызды факторлар, проблемаларды шешу қабілеті, олардың оқуға деген сенімі, оқу процесіндегі ішкі және сыртқы мотивациясы және олардың оқу процесіне деген оң көзқарасын қалыптастыруға жетелейтін барлық академиялық үлгерімдерінің өзегі болып табылады [14].

Әлеуметтік факторлар (отбасы, орта, академиялық қолдау). Білім алушының қоршаған әлеуметтік ортасы да оның оқу нәтижелеріне айтарлықтай ықпал етеді. Отбасы жағдайы мен ата-ана қолдауы білім алушылар үшін ерекше маңызды: ата-ананың білім деңгейі мен үйдегі оқу мәдениеті білім алушылардың оқуға көзқарасын қалыптастырады. Ғылыми зерттеулер ата-ана қамқорлығы мен белсенді араласуы академиялық үлгерімін көтеретінін дәйектейді. Мәселен, ата-анасы оқу үдерісіне қызығушылық танытып, баласына қолайлы оқу кеңістігін жасап беретін отбасыларда білім алушының үлгерімі жоғары болатыны байқалады. Отбасының әлеуметтік-экономикалық ахуалы да өз кезегінде әсер етпей қоймайды—тұрмыстық қиындықтар, үйдегі жанжалдар немесе қаржылық тұрақсыздық білім алушының көңіл-күйі мен оқуына бөле алатын уақытын шектейді. Сондай-ақ, достық орта және құрдастар қолдауы маңызды әлеуметтік факторға жатады. Құрдастарынан қолдау көрген, сыныптастары немесе курстастары арасында жақсы қарым-қатынас орнатқан білім алушылар оқуында жоғары нәтиже көрсетуге бейім болады. Керісінше, оқу орнындағы жағымсыз атмосфера (мысалы, буллинг немесе оқшаулану) білім алушының білім ордасына баруға ықыласын төмендетіп, сабақтан қалуына және үлгерімінің нашарлауына себеп болады [15].

Тағы бір әлеуметтік аспектідегі маңызды нәрсе бұл - академиялық қолдау және кеңес беру болып табылады: мектептер мен ЖОО-дағы тәлімгерлік, қосымша сабақтар, психологиялық қызметтер қиындықтары бар білім алушыларға дер кезінде көмектесіп, олардың оқу нәтижелерін жақсартуға жәрдемдеседі. Жалпы, қолайлы әлеуметтік орта – отбасының түсіністігі, достардың демеуі, оқу орны әкімшілігінің қолдауы – білім алушының толық әлеуетін көрсетуіне мүмкіндік беретін басты алғышарттардың бірі.

Білім алушылардың академиялық үлгеріміне бірден-бір елеулі септігін тигізетін маңызды факторлардың бірі - экономикалық факторлар. Оларды мүлдем шет қалдыруға болмайды (атап айтқанда қаржылық жағдай, шәкіртақы,

жұмысты үйлестіру және т.б.). Білім алушының қаржылық жағдайы және экономикалық мүмкіндіктері оның оқу жетістігіне тікелей және жанама әсер етеді. Қаржылық тұрақтылықтың болмауы оқу үдерісінде стресс туындатып, білім алушының назарын оқудан тыс мәселелерге аударуы мүмкін. Қаржы тапшылығын бастан өткеретін білім алушыларға оқу материалдарын сатып алу, қосымша курстарға қатысу, тіпті күнделікті қажеттіліктерін өтеу қиынға соғады. Кей жағдайда қаржылық қиындық салдарынан білім алушылардың бірқатары оқуын тастау туралы ой қозғайды екен. Бұл деректер қаржылық стресстің білім алу процесіне қаншалықты кедергі болатынын айқын көрсетеді. Ал, шәкіртақы мен гранттар болса білім алушыға үлкен демеу: олар оқу ақысының ауыртпалығын жеңілдетіп, оқу құралдарын алуға мүмкіндік береді, нәтижесінде білім алушы оқуға көбірек көңіл бөле алады. Шәкіртақы алған білім алушылар көбіне академиялық тұрғыда тұрақты нәтиже көрсетіп, оқуын уақытылы бітіруге бейім келетіні байқалған [16].

Білім алушылардың мансаптық таңдауы көбінесе академиялық кафедралар, отбасылық жағдайлар, ұстаздардың кеңестері және мансапты дамыту бойынша тренингтер сияқты бірнеше тәуелсіз айнымалылармен байланысты, ал жынысы мен әлеуметтік орта сияқты басқа айнымалылар білім алушылардың мансаптық таңдауымен мәнді байланысты емес. Атап айтқанда, көптеген ғылыми зерттеулер жұмыс пен өмірдің тепе-теңдігі жаңа оқу ортасындағы білім алушылардың үлгеріміне оңды тұрғыдан әсер ете отырып, болмыс пен жағымды байланыс сезімін тудыратынын көрсетеді. Білім алушылардың үлгерімінің төмендігі ресурстардың жетіспеушілігімен тығыз байланысты, ал кейбір зерттеулер әлеуметтік-экономикалық жағдайдың төмендігі мен академиялық үлгерімінің төмендігі арасындағы байланысты дәйектейді [17].

Ғылыми зерттеулердегі талдаулардың бірқатары білім алушылардың табысы мен үлгерімі арасындағы оң байланысты анықтады. Отбасының төмен табысы ата-аналарды бүкіл отбасының негізгі қажеттіліктерін қанағаттандыруға көбірек уақыт жұмсауға мәжбүр етеді, сондықтан білім алушыларға жеткілікті дәрежеде көңіл бөлуге, олардың үлгерімін жіті бақылауға уақыт шектеулі. Ғылыми-зерттеу нәтижелері көрсеткендей, отбасылық табыс неғұрлым жоғары болса, білім алушылардың GPA көрсеткіші соғұрлым жоғары болады. Баллдың орташа мәні (GPA) - бұл осы курстардың әрқайсысы үшін бірлік мәнімен өлшенген бағдарлама шеңберіндегі курстарға арналған барлық қорытынды бағалардың жиынтығы. Жалпы, білім алушылардың үлгерімін анықтаудың CGPA, GPA, бағалау және пропорциялар сияқты бірнеше тәсілдері бар. Мәселен Cumulative Grade point Average (GPA) - бұл барлық дәрежеге қажетті барлық басылымдардағы барлық білім алушылардың жиынтық бағаларын есептеу. Курстардағы бағалар, ең алдымен, білім алушылардың үлгерімін бағалауға негізделген. Семестрдің немесе аралық бағалау коэффициентінің орташа мәні және кумулятивті бағалау коэффициентінің орташа мәні білім алушылардың өнімділігін бағалау немесе таңдау үшін есептеледі. Бұл орташа мәндер білім алушылардың белгілі бір оқыту стратегиялары мен бағдарламаларына сәйкес келетіндігін анықтау үшін қолданылады. CGPA толығымен оқу жылын немесе

кредит санын жалпы салыстыруға негізделген. Әдетте, CGPA бүкіл оқу семестрінің немесе жылдың соңында есептеледі. CGPA барлық тексерілген нұсқаулықтарда жинақталған жоғары сапалы ұпайлар ауқымын бөлуден тұратын жалпы GPA-ны білдіреді [18].

Көптеген жоғарғы курс білім алушылары үшін (тіпті магистранттар, докторанттар үшін де) жұмыс пен оқуды үйлестіру – өзекті экономикалық факторлардың бірі болып келетіні белгілі. Кейбір білім алушылар оқуымен қатар жұмыс істеуге мәжбүр, ал бұл олардың оқуға бөлетін уақытын азайтып, шаршау мен стресті күшейтуі мүмкін. Егер жұмыс кестесі икемді болып, білім алушының академиялық міндеттерін орындауға мүмкіндік берсе, ол үлгерімге аса зиян тигізбейді, алайда жұмыстағы ауыр жүктеме сабаққа дайындалуға уақыт қалдырмаса, оқу жетістігі әрине төмендейді. Қорыта айтқанда, экономикалық факторлар – білім алушының алаңсыз білім алуына негіз немесе керісінше, кедергі болуы мүмкін маңызды шарттар қатарындағы жәйттер. Сондықтан, қаржылық қолдаудың жеткіліктілігі мен материалдық тұрақтылық академиялық үлгерімді қамтамасыз етудің маңызды бөлігі болып табылады [19].

Технологиялық факторлар (қашықтықтан оқыту, цифрлық ресурстар). Қазіргі цифрландырылған заманда технологиялардың қолжетімділігі мен оларды тиімді пайдалану қабілеті білім алушының академиялық үлгеріміне жаңа ықпал факторлары ретінде қарастырылуда. Қашықтықтан оқыту форматтары (онлайн дәрістер, виртуалды сыныптар) соңғы жылдары, әсіресе пандемия кезінде, кең таралды. Цифрлық технологиялар оқу үдерісіне икемділік пен қолжетімділікті арттырғанымен, олардың тиімділігі білім алушының өз бетімен жұмыс істей алуына, технологиялық сауаттылығына және олардың онлайн-педагогика шеберлігіне байланысты болады. Ғылыми - зерттеулер нәтижелері онлайн және дәстүрлі оқыту арасындағы нәтижелілік айырмашылығы көп жағдайда болмауы мүмкін екенін көрсетсе де, толық қашықтықтан оқыту кей жағдайларда білім алушының материалды меңгеруіне қиындық туғызатыны анықталды. Онлайн дәрістер жағдайында білім алушылардың платформамен өзара әрекеттесуі әртүрлі айнымалыларды ескере отырып, олардың үлгерімін бағалау үшін деректер көзі ретінде пайдаланылуы мүмкін, мысалы: кіру жиілігі, қосылу уақыты, материалдарды жүктеу, форумдарға қатысу, чаттар мен электрондық поштаны пайдалану, мұғалімдерімен және оқу тобындағы құрдастарымен басқа онлайн білім беру жүйесінде жұмыс жасау және коммуникация ресурстарын пайдалану [20].

Цифрлық ресурстардың қолжетімділігі – бүгінгі күні білім алудағы теңсіздіктің бір көзі. Интернетке немесе компьютерге тұрақты қол жетімі жоқ, цифрлық құралдары шектеулі білім алушылар оқу тапсырмаларын орындауда қиындыққа ұшырайды. Цифрлық алшақтық деп аталатын бұл құбылыс әсіресе тұрмысы төмен отбасылардан шыққан білім алушыларға әсер етеді: жоғары жылдамдықты интернеті, жеке құрылғылары жоқ білім алушылар онлайн материалдарды уақытылы қарап, тапсырмаларды орындаудан қалыс қалып жатады. Сол себепті, цифрлық инфрақұрылымды теңестіру – білім берудегі олқылықтарды жоюдың маңызды шарты болып табылады. Екінші жағынан,

технологияларды сауатты қолдана білетін оқу орындары білім алушыларға кең мүмкіндіктер ұсынады. Электронды кітапханалар, білім беру платформалары мен симуляторлар оқу сапасын жақсартып, білім алушылардың сабаққа қызығушылығын арттырады. Мысалы, жоғары оқу орындарында Learning Management System (LMS) цифрлық платформаларды қолдану білім алушының курс материалдарын меңгеруін және үлгерімін оң әсері байқалды. Түйіндей айтқанда, технологиялық факторлар – *екі қырлы құрал*: цифрлық ресурстарға кең қолжетімділік пен тиімді онлайн-оқыту әдістері үлгерімді жоғарылатса, ал технологияны дұрыс қолданбау үрдісі оқу жетістігін тежейді [21].

Ғалым зерттеушілер өз зерттеулерінде білім алушылардың академиялық үлгерімін олардың оқып жатқан тиесілі оқу орнымен байланыстырады. Ғылыми зерттеу нәтижелері жеке орта мектеп білім алушыларының мемлекеттік мектептерге қарағанда әлеуметтік зерттеулерде жақсы нәтиже көрсеткенін атап өтеді. Бұл ретте бірқатар проблемалық жағдайлар да орын алады. Мәселен, құрал-жабдықтардың болмауы, жеткіліксіз дамыған және жаңартылмаған материалдық-техникалық база білім алушылардың үлгерім деңгейін төмендетіп қана қоймай, сондай-ақ, оқытушы-профессор құрамының (ОПҚ) пәнді оқытуға деген көзқарасы мен ықыласына өзінің кері әсерін тигізетіні айтылған [11, б.10-40].

Оқыту әдістері және оқытушы-профессор құрамының біліктілігі. Оқыту үдерісін ұйымдастыру ерекшеліктері – білім алушылардың академиялық үлгеріміне тікелей әсер ететін маңызды факторлардың бірі. ОПҚ-ның біліктілігі жоғары болған сайын, білім алушылардың пәнді терең түсіну мүмкіндігі артады. ОПҚ-ның өз пәнін жетік білуі, педагогикалық шеберлігі мен тәжірибесі оқу үдерісінің сапасын айқындайды. Ғылыми-зерттеу жұмыстарына сүйенсек, ОПҚ-ның мазмұндық кәсіби біліктілігінің тереңдігі мен тәжірибесі білім алушылардың үлгеріміне оң ықпал етеді – мысалы, ұстаздың пәндік білімі мықты және сабақ беру тәжірибесі мол болған жағдайда білім алушылардың білім деңгейі едәуір жоғарылайды. Сонымен бірге, ОПҚ-ның кәсіби біліктілігі, өзіндік тиімділік сезімі (яғни, өзінің жақсы оқыта алатынына сенімі) және оқытуға құлшынысы да маңызды рөл атқарады. Білім алушыларға сеніммен қарап, жауапкершілікпен кәсіби білім беретін ОПҚ оқу үдерісіндегі оқу нәтижелері жақсы болатыны байқалады. Бұл орайда оқыту әдістері мен педагогикалық әдіс-тәсілдер де шешуші мәнге ие. Дәстүрлі біржақты лекция форматынан гөрі білім алушыларды белсенді қатыстыруға негізделген заманауи оқыту әдістері (топтық жұмыс, жобалық оқу, талқылау, практикалық тапсырмалар және т.б.) білім алушының пәнге қызығушылығын арттырып, материалды тереңірек меңгеруіне ықпал етеді. Білім алушыға бағдарланған (student-centered) оқыту тәжірибесі, ОПҚ-ның кәсіби біліктілігінің жоғарылығы мен интерактивті оқыту әдіс-тәсілдері ғылыми пәндерді оқытуда білім алушылардың нәтижесін оңтайлы жақсартатыны анықталған. Сондай-ақ, шағын топ мөлшері және ОПҚ-ның әр білім алушыға жеткілікті көңіл бөлуі үлгерімге оң әсер ететіні дәлелденген [22].

Ғалым-педагог зерттеушілер оқытуда білікті ОПК-ның болуының маңыздылығы ерекше орын алатындығы және кез-келген бағдарламаның жетістігі ОПК-ның оқыту үдерісін ұйымдастыру білу қабілетіне байланысты екені зерттелген. Оқыту үдерісін ұйымдастыруда кемшілік орын алса, бүкіл оқыту үдерісі тежелетінін дәлелдеген. Осы тұрғыда кәсіби білім беруді жүзеге асыру, іріктеу, дайындау және қадағалаудың тиімді іс-әрекеттері қалыптасады. Сонымен қатар, креативті ОПК оқыту үдерісін нәтижелі ететін инновациялық әдіс-тәсілдер мен замауи оқыту материалдарын үнемі қолданатыны зерттелген [23].

ЖОО-да білім алушылардың төмен үлгерімі ОПК-ның тиімсіз оқыту әдістерін қолдануымен түбегейлі байланысты. Оқыту әдіс-тәсілдерінің тиімділігі туралы маңызды ғылыми зерттеулер оқыту сапасы мен әдіснамасы білім алушылардың академиялық үлгеріміне тікелей әсер ететіндігін көрсетті. Ғылыми-зерттелген нақты мәліметтер бойынша, оқыту - бұл нақты нәтижелерге қол жеткізу үшін қажетті өзгерістер мен шығармашылық оқыту әдіс-тәсілдерін енгізуді қамтитын үдеріс. Оқыту үдерісін ұйымдастыруда қолданылатын әдіс-тәсілдер тиімді болуы үшін ОПК оқытудың көптеген заманауи стратегияларын меңгеруі тиіс [24].

Оқыту үдерісін ұйымдастыруда ескеретін маңызды жәйттердің бірі – оқытушы мен білім алушылар арасындағы өзара қарым-қатынас: қолдаушы, ынталандырушы қарым-қатынас орнаған ортада білім алушылар күрделі тапсырмалардан қорықпай, белсенді сұрақ қойып, жоғары нәтижелерге жетеді. Яғни, қорыта келе, кәсіби білікті ОПК мен тиімді оқыту технологиялары – академиялық үлгерімді арттырудың негізгі тетіктері болып табылады. Сондықтан да, оқыту сапасы жақсарған сайын білім алушылардың білімге ынтасы өсіп, үлгерім көрсеткіштері жоғарылай түседі [25].

Ғылыми зерттеу жұмысымызда анықталған факторлардың әрқайсысы барлық деңгейдегі білім алушыларға ықпал еткенімен, олардың әсер ету дәрежесі білім беру деңгейіне қарай өзгереді. Мысалы, *мектеп және колледж деңгейінде* (орта білім беру) әлеуметтік орта мен оқыту әдістерінің ықпалы айқын байқалады. Бұл кезеңде мектеп оқушыларының жетістігі көбіне ата-ана мен ұстаз қамқорлығына, үйдегі жағдайға тығыз байланысты болады. Мектеп оқушылары үшін отбасы тарапынан қадағалау, үй тапсырмасын орындаудағы бақылау және моральдық қолдау өте маңызды – ата-анасының белсенділігі жоғары оқушылар оқу материалын жақсы меңгеріп, жоғары бағаларға қол жеткізеді. Мектептегі ұстаздың біліктілігі, сабақ түсіндіру шеберлігі және достарының ықпалы оқушыларының академиялық үлгерімін арттыруға, немесе төмендетуге ықпал етеді [26].

Жоғары білім (бакалавриат) деңгейінде білім алушылардың дербестігі артып, психологиялық және экономикалық факторлар күшейе түседі. ЖОО білім алушылары үшін өздік мотивация мен уақытты басқару қабілеті алдыңғы орынға шығады, ЖОО-да табысқа жету үшін білім алушы өзін-өзі ынталандырып, оқу жүктемесін өз бетімен меңгеруі шешуші мәнге ие. Сонымен қатар, дәл осы кезеңде көптеген жастар алғаш рет қаржылық

жауапкершілікпен бетпе-бет келеді: оқу ақысын төлеу, тұрмыстық шығындарын өтеу қажеттілігі туындайды. Сол себепті бакалавриаттағы үлгерімге қаржылық факторлардың әсері айқын сезіледі, жеткілікті шәкіртақы, қаржылық-материалдық қолдаудың болуы білім алушының нәтижелі, сапалы білім алуына мүмкіндік береді, ал қаржы қиындығы білім алушының өз оқуын тоқтатуға дейін апарады [18, б. 5-6].

Магистратура мен докторантура деңгейінде білім алушылар ересек, тәжірибелі, ынталы келеді, бірақ оқу-жұмыс-отбасы міндеттерін қатар алып жүру үрдісінде жаңа тежеулер пайда болады. Магистранттар көбіне күндізгі оқу мен жұмыс істеуді үйлестіреді, сондықтан уақытты тиімді бөлу, стрессті басқару бұл деңгейде аса маңызды. Ал, докторанттар үшін зерттеу жүргізу қабілеті, ғылыми жетекшінің қолдауы және академиялық орта (кафедра, ғылыми қоғамдастық) басты рөл атқарады. Докторантура – психологиялық тұрғыда ең ауыр кезеңнің бірі: ғылыми-зерттеу нәтижелеріне қорытындылау кезеңінде кездесетін тежеулер, диссертация жазу үдерісінің созылуы және т.б. фактор, сондықтан өзін-өзі ынталандыру, қайсарлық, шыдамдылық және мықты менталдық денсаулық және т.б. факторлар табысты қорғаудың кепілі болады. Сонымен бірге, докторанттарға ЖОО тарапынан бөлінетін гранттар мен жобалық қаржыландыру да зерттеуді толыққанды жүргізуге тікелей әсер етеді [27].

Тұжырымдау мақсатында, жалпы алғанда, мектепте – отбасы мен мұғалім факторлары, ЖОО-да білім алушының жеке мотивациясы мен қаржылық ахуалы, ал ЖОО-дан кейінгі білікті кәсіби білім алу кезеңінде ғылыми жетекшілік, зерттеу мүмкіндіктері және кәсіби орта сияқты аспектілердің салыстырмалы маңыздылығы артады. Дей тұрғанмен, жоғарыда келтірілген факторлардың барлығы белгілі бір дәрежеде өзара әрекеттесіп, біртұтас әдіснамалық тұрғыда білім алушылардың академиялық жолын айқындайды.

«Информатика» БББ-сында білім алушылардың академиялық үлгеріміне әсер ететін негізгі факторлар – психологиялық, әлеуметтік, экономикалық, технологиялық және педагогикалық аспектілер – өзара тығыз байланысып, білім беру нәтижелерін қалыптастырады. Әр фактордың өз ерекшеліктері мен әсер ету салалары бар және олардың үйлесімділігі білім алушылардың оқу үдерісін оңтайландырудың басты әлеуеті болып есептеледі. Психологиялық тұрақтылық, әлеуметтік қолдау, экономикалық жағдайдың тұрақтылығы, цифрлық инфрақұрылымның жетілдірілуі және заманауи оқыту әдістерін қолдану және т.б. факторлар – бұл біртұтас әдіснамалық тұрғыда білім алушылардың *оқу үлгерімін* арттыруға мүмкіндік береді (сурет 3).

Оқу үлгерімі – білім алушылардың белгілі бір оқу мерзімі ішінде алған білімінің, дағдыларының және қабілеттерінің сапасын, көлемін, тереңдігін және меңгеру деңгейін бағалайтын көрсеткіш. *Оқу үлгерімі* білім алушылардың оқу үдерісінде БББ-ға сәйкес білім алушының нәтижелерін сипаттайды. Сонымен қатар, білім алушының материалды қаншалықты толық және терең меңгергенін көрсететін сапалық деңгейін көрсетеді деп есептейміз.



Сурет 3 - Оқу үлгеріміне әсер ететін факторлар

Жеке ресурстарды зерделеу, білім алушылардың кәсіби қызығушылықтарын қалыптастыру және білім алушыларды ЖОО талаптарына бейімдеу қазіргі заманғы жоғары мектептің өзекті міндеттерінің бірі болып табылады [28-31]. Зерттеулердің көпшілігінде «оқу үлгерімі» білім алушылардың барлық оқу уақытындағы орташа баллы – GPA (grade Point average) ретінде түсініледі [32]. Білім беру саласындағы ғылыми-зерттеулерде

орташа баллдың танымалдылығына қарамастан, кейбір авторлар оның жетілмегендігін атап өтеді [33]. Алайда, барлық кемшіліктерді ескере отырып, бұл көрсеткіш жақсы сенімділікті көрсетеді [34], сонымен қатар, интеллект деңгейі [35], кәсіби қызметтегі тиімділік, кәсіби мәртебе мен бедел сияқты айнымалылармен айтарлықтай байланысты болады, бұл критериалды жарамдылықтың жоғары деңгейіне жеткізеді [36].

ЖОО–да барлық оқу мерзіміндегі орташа балл білім беру саласындағы көптеген зерттеулерде академиялық көрсеткіштер ретінде қолданылады.

«Оқу үлгерімі» термині білім алушылардың белгілі бір салада, оқу курсында алған құзыреттілігін (білімі мен дағдыларын) білдіреді. Оның бағалануы білім алушының білім беру үдерісінде қол жеткізген академиялық үлгеріміне бағытталған [37, 38].

Ғылыми-зерттеу жұмысымызда көрсетілген факторларды ескере отырып, ЖОО-дағы білім алушылардың үлгерімі олардың оқу кезеңінде қатысатын оқу және оқу үдерісі арқылы алған білімдерін бағалауды білдіреді [39]. Нәтижелі оқу үлгерімін көрсететін білім алушылар қабылданған пәндер бойынша жоғары бағаларға қол жеткізеді деп нақтыланады.

Жүргізілген ғылыми-әдістемелік зерттеулер білім алушылардың оқытушыларға қатынасы мен оқу үлгеріміне қатысты. Мұның өзі оқу топтарындағы білім алушылардың санын азайту саясатының тиімділігі туралы бағалар (өзін-өзі бағалау) және оларды ОПК ұсынған бағалармен салыстыру да үлгерімді өлшеу үшін қолданылатын айнымалылар бола алады [40].

Оқу үлгерімі үш компонент бойынша талданады: оқу уақытындағы орташа балл, қарызсыз тапсырылған сессиялар саны және оқу уақытындағы қарыздардың болуы. Білім алушылардың академиялық үлгерімінің болжамды критерийлері дәстүрлі түрде когнитивтік (қабілет, интеллект) жеке тұлғаға, (жеке әлеует, жүйке-психикалық тұрақтылық, мотивация) факторларға дейін континуумда құрылады [41].

Көпшілік ізденістерде бағалаудан басқа, оқу үлгерімімен байланысты орнататын басқа аспектілер де байқалады. Олардың ішінде білім алушыларды курстарға немесе академиялық бағдарламаларға, академиялық іс-шараларға қатыстыру болып табылады. Білім алушылардың тапсырмаларды және курстарды мерзімдермен салыстырғанда орындауға жұмсайтын уақыты, өз кезегінде, тиімділік көрсеткіштері болуы мүмкін екенін атап өткен жөн. Ғылыми-әдістемелік зерттеулерде - оқу үдерісіндегі өзіндік тиімділік, мотивация сияқты когнитивті, эмоционалдық сипаттамаларды және олардың оқу үлгерімімен байланысын өлшеу үшін психометриялық сынақтар ақпарат береді [42]. Сондай-ақ, білім алушылардың онлайн ортадағы үлгерімін бақылау үшін өзін-өзі меңгеруі, игеруі, мотивация, рефлексия, оқытуды басқару жүйелерін пайдалану сияқты мәселелер зерттелген [43, 44].

Оқу үлгерімінің ең көп тараған көрсеткіші емтихандарда, тапсырмаларда, жобаларда және білім алушылардың үлгерімін өлшеуге арналған басқа бағаланатын іс-шараларда алынған бағалар мен ұпайлар, сондай-ақ, белгілі бір кезеңдегі барлық бағалардың жалпы орташа мәні және білім алушы аяқтаған

курстардың үлесі болып табылады. Білім алушылардың өздері ұсынғаны қолданылады. Басқа ғылыми зерттеулерде жынысы, жасы, этникалық тегі және басқа жеке факторлар сияқты демографиялық айнымалылар қарастырылады.

Біз зерделеген ғылыми зерттеулерде ЖОО контекстіндегі тұжырымдамалық негізді әзірлеу және сынаулар келтіріледі, мұнда жетістік мақсаттары, өзіндік тиімділік және топ көлемі секілді бірқатар маңызды факторлардың оқу үлгеріміне әсері тікелей және жанама түрде зерттеу стратегиялары арқылы қабылданады [45].

Ғылыми-әдістемелік зерттеулер көрсеткендей, білім алушылардың мотивациясы сыртқы мотивация мен ішкі мотивацияны өлшейді, білім алушылардың үлгеріміне оң әсерін тигізеді [12, б. 306-310].

Ауқымды ғылыми еңбектерде білім алушылардың оқу нәтижелерін арттыруға ықпал ететін ұжымдық оқыту мен әлеуметтік желілер арқылы онлайн қарым-қатынас мәселелері де зерттелген. Бұл үрдістер білім алушыларға өзара тәжірибе алмасуға, ақпаратпен бөлісуге және түрлі пікірталастар ұйымдастыруға мүмкіндік беретін тиімді құралдар ретінде қарастырылады.

Сонымен қатар, әлеуметтік желілерді білім беру мақсатында қолдану ұсынылады. Бұл зерттеулер негізінен білім алушылардың академиялық үлгерімін бағалау үшін коммуникация мен ынтымақтастықтың ықпалын анықтауға бағытталған. Яғни, білім беру процесінде ұжымдық өзара әрекеттесу және ақпарат алмасу құралдарының маңыздылығын ерекше атап өтіп, оларды оқыту әдістемесіне ендірудің оң әсерін көрсетеді. Бұл өз кезегінде оқу нәтижелерін жақсартуға және білім алушылардың білім алу үдерісіне деген қызығушылығын арттыруға ықпал ететін маңызды әдіс-тәсіл болып саналады [46].

Біздің ғылыми зерттеуімізге қатысты ғылыми-әдістемелік зерттеулерде әлеуметтік желілердің мектептен бастап ЖОО-ға дейінгі білім беру үдерісіне әсер етуі қарастырылған, бұл білім алушылардың үлгеріміне оң ықпал етеді. Зерттеу мәселелері аясында коммуникация факторларына негізделген және соларға бағытталған үлгілер әзірленген. Бұл зерттеулердің негізгі мақсаты – әлеуметтік желілер арқылы білім алушылардың үлгеріміне, сондай-ақ олардың білім алу үдерісіне ықпал ететін тетіктерін анықтау. Әлеуметтік желілердің білім беру ортасына ықпалы тек ақпарат алмасумен шектелмей, білім алушылардың бір-бірімен қарым-қатынасын тереңдетуге, ұжымдық ынтымақтастықты дамытуға, сонымен қатар, оқуға деген мотивациясын арттыруға бағытталған. Әзірленген үлгілер коммуникациялық факторларды негізге ала отырып, білім алушылардың академиялық және әлеуметтік ортада өзара байланысын күшейтудің тиімді әдістерін ұсынады. Бұл әдістер білім алушылардың үлгерімін жақсартуда және оқу мақсаттарына жетуде маңызды құрал ретінде қарастырылады [47].

Жалпы білім беру саласындағы зерттеулердің мақсаты - алдыңғы тәжірибелер мен бағалаулардың нәтижелеріне сүйене отырып, білім алушылардың үлгерімін болжауға болатынын көрсету. Психомоторлық аспект білім беру нәтижелерінің жалпы сапасына әсер ететін когнитивті бағалауда

шешуші рөл атқарады. Бұл аспект оқу барысында білім алушылардың ықтимал сәтсіздіктерін болжау үшін индикатор ретінде пайдаланылып, білім беру процесіне уақытында араласып, әдістемелік тәсілдерді түзетуге мүмкіндік береді [48].

Өз кезегінде, МО әдістері оқу үлгерімінің траекториясын болжауға мүмкіндік беретін болжамды модельдерді әзірлеудің қуатты құралы болып табылады. Бұл модельдер олардың дәлдігі мен білім алушылардың өнімділігін тиімді өлшеу қабілетіне қарай бағаланады, сонымен қатар түзету шараларын уақытында қабылдауға мүмкіндік береді. Бұл зерттеудің негізгі өзегі келесі аспектілерге қатысты:

1. Оқытудағы прогресті тек алдыңғы сынақтар мен бағалаулардың нәтижелері негізінде модельдеу санатына;

2. ОПҚ мен білім алушылардың сәтсіздіктердің алдын алуға және жақсартулар жасауға жеткілікті уақыты болуы үшін оқу үлгерімін қаншалықты ерте болжауға болатындығы;

3. Бағалаудың психомоторлық және когнитивті аспектілері мен оқытудың соңғы нәтижелері арасында байланыстылығы.

Осы айқындалған аспектілер аналитика мен деректер қорының ауқымын ескере отырып, оқытудың инновациялық тәсілдерін тиімді әзірлеу үшін өте маңызды екендігі ескеріледі. Болжамдық модельдер білім алушылардың қиындықтарды ерте анықтаудың және осы қиындақтарды шешуде жекелендірілген стратегияларын құрудың құнды құралы болады [49].

Когнитивті және психомоторлық аспектілер арасындағы байланыстарды, сондай-ақ, олардың білім беру үдерісіне тигізетін әсерлерін анықтау өз кезегінде оқыту әдістерін оңтайландыру және білім алушылардың оқу процесіне қатысу деңгейін арттыру үшін жаңа көкжиектер ашады. Зерттеу үдерісінде талдау және болжау үшін МО әдістерін қолдану білім сапасын жақсартуға ғана емес, сонымен қатар, білім алушылардың оқу бағдарламасын сәтті меңгеру мүмкіндігін айтарлықтай арттыруға жағдай жасайды [50].

Ғылыми талдаулардың басым көпшілігінде бірқатар ғалымдар білім алушылардың оқу үлгерімін академиялық деңгейде қарастырады. Білім алушылардың үлгерім коэффициенті көптеген академиялық әдебиеттердегі ең қиын жұмыс нәтижелерінің бірі болып табылады, өйткені, бұл олардың академиялық, әлеуметтік, психологиялық, экономикалық және экологиялық үйлесімділіктеріне ықпал етеді.

Академиялық үлгерім тұжырымдамасы білім алушылардың ЖОО ұсынатын БББ-ны меңгеру деңгейін білдіреді. Бұл көрсеткіш білім алушылардың білім алуындағы табыстылығын диагностикалау мен болжау құралы болуымен қатар, болашақ маман ретінде олардың әлеуетті қайтарымдылық дәрежесін бағалауға мүмкіндік береді. Сонымен қатар, бұл оқу орнын білім беру міндеттерін орындаудағы белсенділігінің көрсеткіші ретінде де қарастырылады.

Ғылыми-әдістемелік зерттеулерде білім алушылардың үлгерімін бағалау үшін орташа балл (GPA), тест нәтижелері, алдыңғы жылдағы жетістіктері

пайдаланылады. Мұндай әдіс-тәсілдер білім алушылардың академиялық үлгерімін дәл бағалауға мүмкіндік береді.

Біздің ғылыми зерттеуімізде де негізгі көрсеткіш ретінде GPA қолданылады. Бұл әдіс білім алушылардың академиялық үлгерімдерін зерттеп қана қоймай, олардың болашақта жоғары кәсіби деңгейге жету ықтималдығын да болжауға мүмкіндік береді. GPA және басқа да индикаторларды қолдану арқылы академиялық үлгерімді бағалау білім беру жүйесін оңтайландыру мен білім алушылардың әлеуетін тиімді ашуға арналған маңызды құрал болып табылады [51].

Білім алушылардың негізгі қызметі - кәсіби білім, дағдылар мен тәжірибелерді игеруге бағытталған оқу қызметі. Оқудың жоғары деңгейіне жету үшін білім алушы өзінің оқу саласымен айналысып қана қоймай, өзін-өзі оқыту әдістерін де меңгеруі керек. Болашақ мамандарды даярлауға психологиялық дайындық туралы зерттеу аясында ғылыми зерттеулер білім алуға және мамандықты игеруге ұмтылушылардың бойында осы дайындықтың жоғары көрсеткіштері бар екенін, ал жоғары оқу орнына түскендердің 40% -ы диплом алу мақсатында ғана келгендіктен оларда дайындық деңгейі төмен екенін анықтады [52].

Ғылыми-әдістемелік еңбектерде білім алушылардың кәсіптік білім берудегі мотивациясының құрамдас бөліктері қарастырылған және "арнайы білім беру тіркеулерін құру", "білім алушылардың ішкі мотивациясына «оң» және «теріс» әсер ететін білім беру ортасы" сияқты ынталандырушы факторлардың маңыздылығы зерттелген. Оқытуға деген көзқарас - бұл білім алушылардың мақсат қою деңгейіндегі маңызды факторлар, проблемаларды шешу қабілеті, олардың оқуға деген сенімі, оқу процесіндегі ішкі және сыртқы мотивациясы және олардың оқу процесіне деген оң көзқарасын қалыптастыруға жетелейтін барлық жетістіктер [53].

Әлемдегі орын алған жағдайлар білім алушылардың академиялық үлгеріміне өз әсерін тигізгені анық. COVID-19 төтенше жағдайындағы әлсіз әлеуметтік өзара әрекеттесу академиялық тұтастықты төмендетіп, білім алушылардың интерактивті оқу ортасын шектеді. COVID-19 пандемиясы білім алушылардың туыстары мен жақындары арасындағы әлеуметтік байланысты бұзып, олардың жетістіктеріне сөзсіз әсер етті [54].

Ғылыми-әдістемелік тұрғыда құрылымдық қатынастардың моделін сыни тұрғыдан ойлау және оны академиялық үлгерімдерге болжау мақсатында бірқатар зерттеулер жүргізілген [55]. Осы ғасырда білім беру мекемелерінде оқытуды қажет ететін негізгі ойлау дағдыларының бірі - сыни тұрғыдан ойлау. Осы аспектіні ескерсек, сыни тұрғыдан ойлау - бұл жеке адамдар мақсатты түрде әрекет ететін, әдеттегі заңдылықтар мен стереотиптердің қайталануына жол бермейтін, тексерілетін, бағаланатын, алалаушылық, болжамдар мен ұсынылған ақпараттың барлық түрлері бағаланатын және әртүрлі аспектілер, кеңейтулер, мағыналар мен нәтижелер талқыланатын ойлау процесінің бір түрі. Бұл логиканы, салыстыруды және пайымдауды қолданатын және нәтижесінде белгілі бір идеяларға, теорияларға немесе мінез-құлыққа қол жеткізетін ойлау

тәсілі. Сыни тұрғыдан ойлау мен академиялық үлгерімдер арасындағы байланысты анықтауға бағытталған зерттеулерді талдау барысында бірнеше зерттеулер оңды нәтижелер көрсетті [56].

Заманауи білім беру жүйесінің негізгі мақсаты – білім алушыларды шығармашылық тұрғыда ойлауға, ақпаратты сыни тұрғыдан талдауға және оны өз тәжірибесінде қолдана білуге үйрету.

Сыни тұрғыдан ойлау – жеке тұлғаның танымдық қабілетін жетілдірумен қатар, оның академиялық үлгерімдеріне тікелей ықпал ететін маңызды факторлардың бірі болып саналады. Ғылыми зерттеулерде құрылымдық қатынастардың моделі сыни тұрғыдан ойлау арқылы білім алушылардың академиялық үлгерімдерін болжауға мүмкіндік беретінін көрсетеді. Бұл модель білім беру жүйесіндегі стратегиялық шешімдерді оңтайландыруға және оқыту әдістерінің тиімділігін арттыруға негізделеді.

Заманауи білім беру жүйесінде, оның ішінде «Информатика» саласында, оқыту материалдарын жүйелі талдау және білім алушылардың оқу нәтижелерін бағалаудың стандартталған әдістерін әзірлеу өзекті мәселелердің бірі болып табылады.

Информатика – ақпаратты өңдеу, сақтау және басқару механизмдерін зерттейтін ғылым болғандықтан, оның мазмұны білім алушылардың логикалық және алгоритмдік ойлау қабілеттерін дамытуға бағытталуы тиіс. Оқу үдерісінде бағдарламалау, алгоритмдер және ақпараттық жүйелер секілді күрделі ұғымдарды меңгеру кезеңінде сыни тұрғыдан ойлау дағдыларының маңызы арта түседі.

Сыни тұрғыдан ойлау жеке тұлғаның ақпаратты жан-жақты талдау, логикалық байланыстарды анықтау және объективті шешімдер қабылдау қабілетін қалыптастырады. Бұл қабілет жоғары білім беру деңгейінде оқыту үдерісін тиімді ұйымдастыруда маңызды әлеует болып табылады. Білім беру жүйесінде жүргізілген зерттеулер сыни тұрғыдан ойлау қабілеті жоғары білім алушылардың академиялық көрсеткіштерінің оң нәтиже беретінін дәлелдейді. Бұл технологияны түсіндіру үшін құрылымдық қатынастардың моделін қолдану орынды. Құрылымдық қатынастардың моделі білім алушылардың ойлау қабілеті, танымдық белсенділігі, оқу нәтижелері және мотивациясы арасындағы өзара байланысты зерттеуге мүмкіндік береді.

Ғылыми-әдістемелік зерттеулер көрсеткендей, сыни тұрғыдан ойлау қабілеті жоғары білім алушылар ақпаратты тереңірек түсініп, оны жүйелі түрде талдай алады, бұл өз кезегінде олардың академиялық үлгерімдерінің артуына ықпал етеді.

Информатика саласында оқу нәтижелерін жақсарту ғылыми негіздерге сүйене отырып жүзеге асырылады. Информатика саласындағы білім беру жүйесінде сыни тұрғыдан ойлау дағдыларын дамыту оқу нәтижелерінің сапасын арттыруда маңызды рөл атқарады. Бағдарламалау, алгоритмдер және мәліметтер құрылымы сияқты күрделі пәндерді меңгеру барысында білім алушылардың логикалық ойлауын дамытудың маңыздылығы арта түседі.

Информатика саласындағы оқу нәтижелерін жақсарту үшін төмендегі ғылыми негізделген әдіс-тәсілдерді қолдану ұсынылады:

- ақпаратты өңдеу және талдау дағдыларын дамыту – білім алушыларға оқу материалдарын жүйелі түрде талдау және құрылымдау қабілетін қалыптастыру үшін интерактивті оқыту әдістерін енгізу;

- алгоритмдік ойлау қабілетін жетілдіру – бағдарламалау тілдерін оқыту барысында білім алушыларға алгоритмдік есептерді шешу арқылы логикалық ойлау дағдыларын нығайту;

- оқу нәтижелерін бағалау әдістерін стандарттау – білім алушылардың білімін бағалау кезінде мұғалім жасаған сұрақтарды жіктеу және құрылымдық талдау жүргізу арқылы объективті бағалау жүйесін қалыптастыру;

- ойын технологияларын пайдалану – білім алушылардың қызығушылығын арттыру және мотивациясын көтеру үшін бағдарламалау және алгоритмдер курстарында геймификация әдістерін қолдану;

- жасанды интеллект және деректерді талдау құралдарын енгізу – білім алушылардың оқу үлгерімін болжау және білім беру процесін дербестендіру мақсатында интеллектуалды оқыту жүйелерін пайдалану.

Ғылыми зертеуімізде нақтыланғандай, информатика – бұл ақпаратты және бағдарламалау тілін басқарумен байланысты аппараттық және бағдарламалық жасақтаманы қамтитын есептеуге қатысты барлық объектілерді зерттейтін ғылым.

Білім беру жүйесін жетілдіру, дамыту оқу үдерісін ұйымдастыруда оқу материалдарына қатысты талдау жүргізудің қолданыстағы стратегиясын дамытуды, атап айтқанда, оқу материалдарын жіті талдауды талап етеді (ОПҚ жасаған сұрақтарды классификациялау, жіктеу және т.б.). Бұл тұрғыда білім алушылардың оқу нәтижелерін қолдау үшін пайдаланылатын сұрақтарды жіктеу әдістемесі бойынша жүйелендіруді қажет етеді. [57]

Оқыту нәтижелері – білім алушының оқу үдерісінің соңына дейін меңгерген күзiреттерiн анықтайтын талаптар.

Оқыту нәтижелерін құру - талаптарды анықтаудың артықшылықтары мен кемшіліктерін ескеруді қажет ететін күрделі міндет. Егжей-тегжейлі және жеткілікті дәрежеде кеңейтіліп қарастырылмаған оқыту нәтижелері білім алушылардың шығармашылығын шектейді, ал жалпы түрде құрылған оқыту нәтижелері зерттеу дәлелдерін көрсетпейтін бос анықтамалар болып табылады. Тиісті түрде анықталған оқыту нәтижелері білім алушыға одан нақты не күтілетінін түсінуге, әртүрлі мекемелерде талаптарды ашық етуге және білім алушылардың ұтқырлығын, түлектердің жұмысқа орналасу мүмкіндіктерін арттыруға көмектеседі [58].

Оқыту нәтижелерінің шынайылығы белгілі бір талаптарға байланысты ерекшеліктерді сипаттайтын нақты критерийлер бойынша анықталуы мүмкін. Оқыту нәтижелерінің көздері нәтиже анықтамаларының мәнін талдайды. Оқу нәтижелерін анықтау үшін кеңінен қолданылатын модельдердің бірі - Блум таксономиясын қолдану. Блум таксономиясы - әртүрлі деңгейлері бар оқытуды жіктеу жүйесі болып табылады. "Блум систематикасын" алғаш рет 1956 жылы

Бенджамин Блум жасаған және бұл жүйе бірнеше рет қайта қаралып, соңғы нұсқасы 2001 жылы жарияланған болатын. Блум таксономиясының үш бағыты бар: когнитивті, аффективті және психомоторлы [59-61].

Блумның білім беру мақсаттарының таксономиясы білім алушылардың оқу нәтижесінде не білетінін немесе не күтетінін жіктеуге негіз болады. Когнитивтік саладағы барлық алты негізгі категорияның бастапқы таксономияда жақсы зерттелген анықтамалары бар: бағалау, жинақтау, талдау, қолдану, түсіну және білім. Блумның танымдық деңгейлерінің иерархиясы берілген. Осы иерархия шеңберінде категориялар нақтыдан абстрактілігі және қарапайымнан күрделіге қарай реттелген, мұнда әрбір төменгі деңгей жоғары деңгейге өту үшін негіз болады, яғни келесі, неғұрлым күрделі деңгейге өту үшін білім алушы оның алдындағы деңгейді толыққанды меңгеріп өтуі қажет. Сонымен қатар, жоғары деңгейге жеткен білім алушы алдыңғы деңгейлерді сәтті аяқтағандығын дәлелдейді. Категорияларға бөлуді жеңілдету мақсатында біз өзіміздің зерттеу жұмысымызда когнитивтік процестің үш кезеңінің вариациясын қолданамыз: жоғары когнитивтік деңгей (синтез және бағалау), орташа когнитивтік деңгей (қолдану және талдау) және төмен когнитивтік деңгей (білу және түсіну) [62].

Н.Е.Адамс (Adams N.E.) еңбектеріне сүйенетін болсақ, ол білім алушылардың танымдық жағдайлары үшін автоматтандырылған пайымдаудың жаңа парадигмасын ұсынды. Бұл ретте қайта қаралған Блум таксономиясы және МО алгоритмі когнитивті күрделіліктің жоғарылау деңгейіне сәйкес келетін когнитивтілігін көрсету үшін қолданылады. Сонымен қатар, бағалау сұрақтарын дайындау үшін Блум таксономиясына негізделген прогрессивті тәсіл қолданылады және біліктілік деңгейі МО әдісімен анықталады, сондай-ақ, зерттелетін пәнді бағалаудың жаңа жолдары ұсынылады, бұл Блум таксономиясының оқу мен бағалаудың пайдалы құралы екеніндігін дәлелдейді (сурет 4) [63].

Бірқатар зерттеушілер машиналық оқытудағы косинус әдісі және WordNet пен (NLTK) - табиғи тіл құралдары арасындағы ұқсастық алгоритмдерін Блум таксономиясына негізделген тест сұрағының салмағы мен санатын анықтайтын жеке критерийлер жиынтығын жасау үшін қолданды [64]. Сонымен қатар, білім алушылардың қалыптастырушы бағалау тәжірибесін сараптау үшін нақты уақыттағы сабақтарда оқыту әдістемесі ретінде қалыптастырушы бағалауды ұйымдастыру үшін Блум таксономиясының қолданылуын зерттеді.

Баласундарам Сарадж өз зерттеулерінде Блумның когнитивті деңгейіне негізделген сұрақтарды автоматты түрде құрудың жаңа тәсілін сипаттайды. [65]. Білім алушылардың когнитивті деңгейлерін өлшеу үшін бағалауды жүзеге асыру мақсатында Абдулжаббар мен Омар [66] Блум таксономиясының когнитивті деңгейлеріне негізделген тест сұрақтарын автоматты түрде жіктеу үшін машиналық оқыту классификаторларына негізделіп біріктірілген стратегияны қолданатын жаңа әдісті енгізді.

Бұл тармақшада «Информатика» білім беру бағдарламасы бойынша білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда ғылыми-әдістемелік зерттеулерге шолу жасалынды. Болашақ информатика мұғалімдерінің академиялық үлгерімін болжау мақсатында білім беру саласындағы деректерді талдау негізінде автоматты түрде шешім қабылдауға мүмкіндік беретін жасанды интеллекттің аспектілерін машиналық оқыту технологиялары арқылы зерделеу қажет. Бұл бағытта машиналық оқыту және оның білім беру жүйесіндегі қазіргі әлеуетін айқындау қажеттілігі туындады.



Сурет 4 – Машиналық оқыту модельдеріне Блум таксономиясын интеграциялау

1.2 Машиналық оқыту және оның білім беру жүйесіндегі қазіргі әлеуеті

Болашақ информатика мұғалімдерінің академиялық үлгерімін болжау мақсатында білім беру саласындағы деректерді талдау негізінде автоматты түрде шешім қабылдауға мүмкіндік беретін жасанды интеллекттің аспектілерін машиналық оқыту технологиялары арқылы зерделеу қажет.

Бұл бағытта машиналық оқыту және оның білім беру жүйесіндегі қазіргі әлеуетін айқындау қажеттілігі туындады.

Заманауи информатика ғылымының дамуындағы ең басты бағыттарында – жасанды интеллект ерекше мәртебеге ие, ол қазіргі уақытта білім беру жүйесіне ауқымды өзгерістер әкелуде. ЖИ-ді қолдану және дамыту мәселесі мемлекеттік деңгейде қолға алынуда. Оған дәлел ретінде «Жасанды интеллектті дамытудың 2024-2029 жылдарға арналған тұжырымдамасы» жасалып, ҚР Үкіметінің 2024 жылғы 24 шілдедегі №592 қаулысымен бекітілгенін айтуға болады [67]. Тұжырымдамадағы 3-ші бағыт бойынша: «Білім беру бағдарламалары көбінесе ЖИ технологияларының қарқынды дамуына ілесе алмайды, бұл түлектердің, мемлекеттік және квазимемлекеттік органдар қызметкерлерінің заманауи нарық талаптарына дайындығының жеткіліксіз болуына алып келеді. Осыған байланысты ЖИ бойынша модульдерді, цифрлық дағдыларды нығайтуға, мамандардың біліктілігін арттыруға және қайта даярлауға ықпал ететін түрлі мамандықтардың оқу бағдарламалары енгізілетін болады. Шеберлік сағаттарын, тағылымдамалар және жобалау жұмыстарын жүргізу үшін озық технологиялық компаниялармен ынтымақтастық жасау оқытушылар мен білім алушыларға нақты міндеттермен жұмыс істеуге мүмкіндік береді» делінген [68].

Сонымен қатар, тұжырымдамада халықаралық тәжірибеге шолу жасап, АҚШ, Қытай, ЕО және Ұлыбритания ЖИ қолдану арқылы ең үздік модельдер жасауда көш бастап тұрғаны, 2023 жылы америкалық институттарда 61 ЖИ моделі, ЕО мен Қытайда тиісінше 21 және 15 модель жасалғаны және PwC зерттеуіне сәйкес Орта Шығыс елдері мен дамыған Азия өңірінің ЖІӨ ЖИ-дің арқасында 2030 жылға қарай орта есеппен 10.4 %-ға өсуі мүмкін екендігі айтылған.

МО және ЖИ технологиялары академиялық үлгерімді бағалау мен болжауда дәстүрлі әдістердің шектеулерін жойып, жаңа мүмкіндіктер ашуда.

2020 жылдан бастап New Media халықаралық консорциумының сарапшылары білім берудегі жасанды интеллектті (ББЖИ-AIEd) жоғары білім берудегі негізгі технологиялық үрдістердің бірі ретінде анықтады. Мұны төрт негізгі бағытқа шоғырланған жоғары ББЖИ-ді қолданудың әлеуетті мүмкіндіктерін зерттеу саласындағы ғылыми жарияланым белсенділігінің жеткілікті жоғары деңгейі көрсетеді: а) адаптивті жүйелер және жекелендіру; б) бағалау; в) профильдеу және болжау; г) интеллектуалды оқыту жүйелері [69].

Жасанды интеллект термині алғаш рет 1956 жылы интеллектуалды машиналарды, әсіресе интеллектуалды компьютерлік бағдарламаларды құрудың ғылыми мен техникасын сипаттау үшін қолданылған [70].

ЖИ технологияларын білім беру саласына енгізу 1970 жылдардан басталады, сол кезде зерттеушілерде компьютер арқылы оқытуға жеке көзқарасты қалай қамтамасыз етуге болады деген идея пайда болды. Бұл көптеген адамдар үшін ең тиімді әдістердің бірі еді, дегенмен, қол жетімді емес еді. Алғашқы әрекеттер әрбір жеке білім алушы үшін оқуды автоматты түрде бейімдеу немесе жекелендіру ережелеріне негізделген ЖИ әдістерін қолданудан бастау алды [71].

Содан бері білім беруде ЖИ технологияларын қолдану бірнеше бағытта дамыды. Білім алушыға бағытталған (яғни, оқыту мен бағалауды қолдауға арналған құралдар) ЖИ-ден бастап, соңы оқытушыға бағытталған (оқу үрдісін қолдау) және жүйеге бағытталған (білім беру мекемелерін басқаруды қолдау) ЖИ-мен аяқталады [72].

ЖИ мен ЖОО-мен байланыс: ЖИ-ді оқу топтарына қолдану (ЖИ-мен оқыту), ЖИ-дің білім беруге арналған әдіс-тәсілдерін оқыту (ЖИ технологияларын зерттеу) және білім алушыларды ЖИ дәуіріндегі өмірге дайындау (ЖИ-мен ынтымақтастық) әрекеттерімен сипатталады.

Қазіргі таңда ЖИ технологияларының мүмкіндіктерін толық түсіну және ықтимал тәуекелдерді азайту үшін білім беру саясатының «Білім беруді жақсарту үшін ЖИ технологиясын қалай қолдануға болады?» деген негізгі сұрағына жүйелік жауап беру қажеттілігі туындап отыр. ЖИ негізіндегі оқытуды қолдау немесе жетілдіру үшін құралдарды пайдалану соңғы онжылдықта қарқынды түрде өсті. Бұл процесс Covid-19 пандемиясы кезінде мектептердің жабылуына байланысты одан да кең таралды.

Әртүрлі жағдайларда оқу нәтижелерін бақылау үшін ЖИ технологияларын толық түсіну керектігі, сонымен қатар, құзыреттіліктерді, әсіресе бейресми және ресми контексте алынған технологияларды бағалау қажеттілігі туындайды. ЖИ технологиялары білім алушылардың жеке қажеттіліктері мен оқу деңгейін талдау негізінде әртүрлі платформаларда оқу мазмұнын бақылау үдерісінде өз әлеуетін көрсетеді. Өз кезегінде, болжамды аналитика, өткен оқиғалардың жасырын заңдылықтарын іздеу негізінде болашақ оқиғаны болжау үшін қолданылады. Білім беруде болжамды аналитиканың әртүрлі тәжірибесі бар. Білім алушылардың академиялық бағдарламаларды тиімді өту ықтималдығын бағалау үшін, академиялық тәуекел аймағында жүрген білім алушыларды анықтау үшін қолдануға болады [73].

ЖИ әдістері білім алушының эмоцияларын білдіретін және қабылдай алатын, жоғары деңгейлі диалогты және көзқарастар мен қимылдар сияқты табиғи сигналдарды қолдана отырып, адаммен байланысқа түсе алатын әлеуметтік роботтарды жасауда да қолданылады [74, 75].

Бүгінде ЖИ әдістеріне сүйене отырып, сараптамалық жүйелер, мәліметтер базасын қолдана отырып, адамның шешім қабылдау процестерін имитациялауға қабілетті бағдарламаларды жүзеге асыруға көптеген мүмкіндер бар [76]. Оқыту орталарында сараптамалық жүйелерді оқытуды интеллектуалды талдау үшін қолдануға болады, мысалы интеллектуалды оқыту жүйелері, ұсыныс жүйелері, адаптивті оқыту жүйелері [77].

Интеллектуалды оқыту жүйесі "Білім алушыны көбірек қолдау арқылы оқытуды жақсарту мақсатында адамның іс-әрекетін модельдеу үшін" ЖИ әдістерін қолдана алады [78].

Ұсыныс жүйесі – бұл «МО әдістеріне, ақпаратты іздеуге және біреудің мүдделеріне сәйкес ықтимал пайдалы элементтерді ұсынуға» негізделген бағдарламалық құрал. Мұндай жүйелер МООС-та дамыған [79].

Адаптивті оқыту жүйелері білім алушылардың оқу стратегияларына, тапсырмалардың реттілігі мен күрделілігіне, кері байланыс уақытына және білім алушылардың қалауына бейімделетін жекелендірілген оқу платформаларын жіті оқып үйренуге мүмкіндік береді [80]. Мұндай жүйелер бірнеше өлшемдерді қамтиды: оқытушының мақсаттары мен нұсқауларына сәйкес білім алушының оқуын жекелендіру; білім алушының өзін-өзі реттейтін оқуын дамыту, оған өзі таңдаған стратегияның тиімділігі туралы хабарлау және неғұрлым өнімді траекторияларды ұсыну; оқу үдерісін білім алушылардың эмоция деңгейіне, психологиялық ерекшеліктеріне қарай тану және бейімдеу; білім алушылардың кәсіби білімге деген ынтасын арттыру [81].

ЖИ білім беру мүмкіндіктерін айтарлықтай кеңейтіп, үздіксіз жетілдіруді жалғастыруда. Оқу үдерісін іске асыру барысында жинақталған деректердің үлкен массивтерін талдауға мүмкіндік беретін ЖИ әдістерін соңғы кездері оқу аналитикасы (ОА) саласындағы мамандар белсенді түрде қолдануда.

Дәстүрлі білім беру мекемелерінің білім алушыларының үлгерімі мен оқу үдерісіне қатысуын бағалау үдерісі: модульді, семестрді, жылды қорытындылау кезеңінде деректерді талдау әрекетінде іске асады.

«Оқу аналитикасы» (ОА) термині білім алушылардың деректерін және олардың айналасындағы контексті өлшеу, жинау, талдау, және ұсыну үшін қолданылады. Оқу аналитикасының әртүрлі пайдаланушылары бар ұйымдар мен аймақтар деңгейінде жүзеге асырылатын академиялық аналитикадан айырмашылығы, ОА курс деңгейінде әрекет етеді және оның бенефициарлары білім алушылар мен оқытушылар болып табылады [82].

Негізінен, оқу аналитикасы жасанды интеллектпен білім беру арасындағы байланыс қызметін атқарады. Ғалым педагогтар «Оқу аналитикасы», «Білім беру деректерін өндіру», «Машиналық оқыту және жасанды интеллект» ұғымдарын бір-бірін алмастыратын өте жақын ұғымдар деп санайды [83, 84]. Машиналық оқыту және жасанды интеллекттің қолданыс аясын зерттеу өте маңызды.

Машиналық оқыту ЖИ-дің маңызды салаларының бірі, МО компьютерлерге үлкен деректерді талдау арқылы өздігінен үйренуге, үлгілерді анықтауға және белгілі бір міндеттерді адам көмегінсіз шешуге мүмкіндік береді. МО алгоритмдері мәліметтерді өңдеп, олардан пайдалы ақпаратты шығарып, болашақтағы оқиғаларды болжау және шешім қабылдау үшін қолданылады [85]. Машиналық оқыту ұғымы өткен ХХ ғасырдың ортасында пайда болды, бірақ оның теориялық негіздері одан да ертеректе қалыптаса бастады. МО-ның алғашқы идеялары 1940-1950 жылдары биологиялық нейрондардың жұмысын модельдеуі негізінде ұсынылды. Сонымен қатар, 1943

жылы Уоррен Мак Каллок пен Уолтер Питтс алғаш рет нейрондық желі моделін математикалық тұрғыдан сипаттады. Олар биологиялық нейрондардың жұмысын модельдеу арқылы логикалық есептеулер жүргізуге болатынын көрсетті. Бұл жасанды нейрондық желілердің бастамасы болды [86].

Бұл зерттеулер машиналардың ойлау қабілетін дамытудың теориялық негіздерін қалады. 1950 жылы әйгілі математик Алан Тьюринг өзінің «Computing Machinery and Intelligence» атты еңбегінде машиналардың үйрену қабілеті туралы алғашқы ғылыми тұжырым жасады және ЖИ-ді бағалаудың Тьюринг тестін ұсынды. Бұл тест ЖИ-дің адам сияқты ойлай алатынын тексеруге бағытталған еді.

Алғаш рет «машиналық оқыту» терминін 1952 жылы Артур Самуэль енгізді. Ол дойбы ойнай алатын өздігінен дамытын бағдарлама жасап, компьютерлердің тәжірибеден үйренуіне болатынын көрсетті. Бұл бағдарлама өз ойынын жақсартуға қабілетті болды. 1957 жылы Фрэнк Розенблатт алғашқы персептрон моделін жасады. Бұл биологиялық нейрондық жүйенің қарапайым математикалық аналогы болатын және бүгінгі нейрондық желілердің негізін қалады [87].

1970-1990 жылдары МО әдістері қарқынды дамып, статистикалық модельдер, шешім ағаштары, тірек векторлық машиналар (SVM) және нейрондық желілердің жаңа түрлері пайда болды. Бұл кезеңде деректерді өңдеу және МО-ның алгоритмдері белсенді зерттелді. 1970 жылдары күтілімді максимизациялау (Expectation-Maximization, EM) алгоритмі статистикалық модельдерді жақсарту үшін қолданыла бастады. 1980 жылдары көпқабатты нейрондық желілер (Multilayer Neural Networks) және Backpropagation (кателерді кері тарату) алгоритмі танымал болды. Бұл әдісті Джеффри Хинтон (Geoffrey Hinton) және оның әріптестері кеңінен зерттеді. Бұл әдіс көпқабатты нейрондық желілерді тиімді оқытуға мүмкіндік берді. 1990 жылдары тірек векторлық машиналар (Support Vector Machines, SVM) және шешім ағаштары (Decision Trees) сияқты алгоритмдер танымал бола бастады [88].

2000 жылдардан бастап үлкен деректер (Big Data) және есептеу қуатының артуы МО-ның жаңа серпіліс алуына себеп болды.

2010 жылдары терең оқыту (Deep Learning) әдістері кеңінен қолданыла бастап, нейрондық желілердің дамуының жаңа кезеңі бет алды. Жасанды нейрондық желілер (Artificial Neural Networks, ANN) негізінде Google DeepMind, OpenAI, Facebook AI зертханалары маңызды жетістіктерге жетті.

2012 жылы Алекс Крижевский мен Джеффри Хинтонның AlexNet нейрондық желісі кескіндерді тану саласында революция жасады.

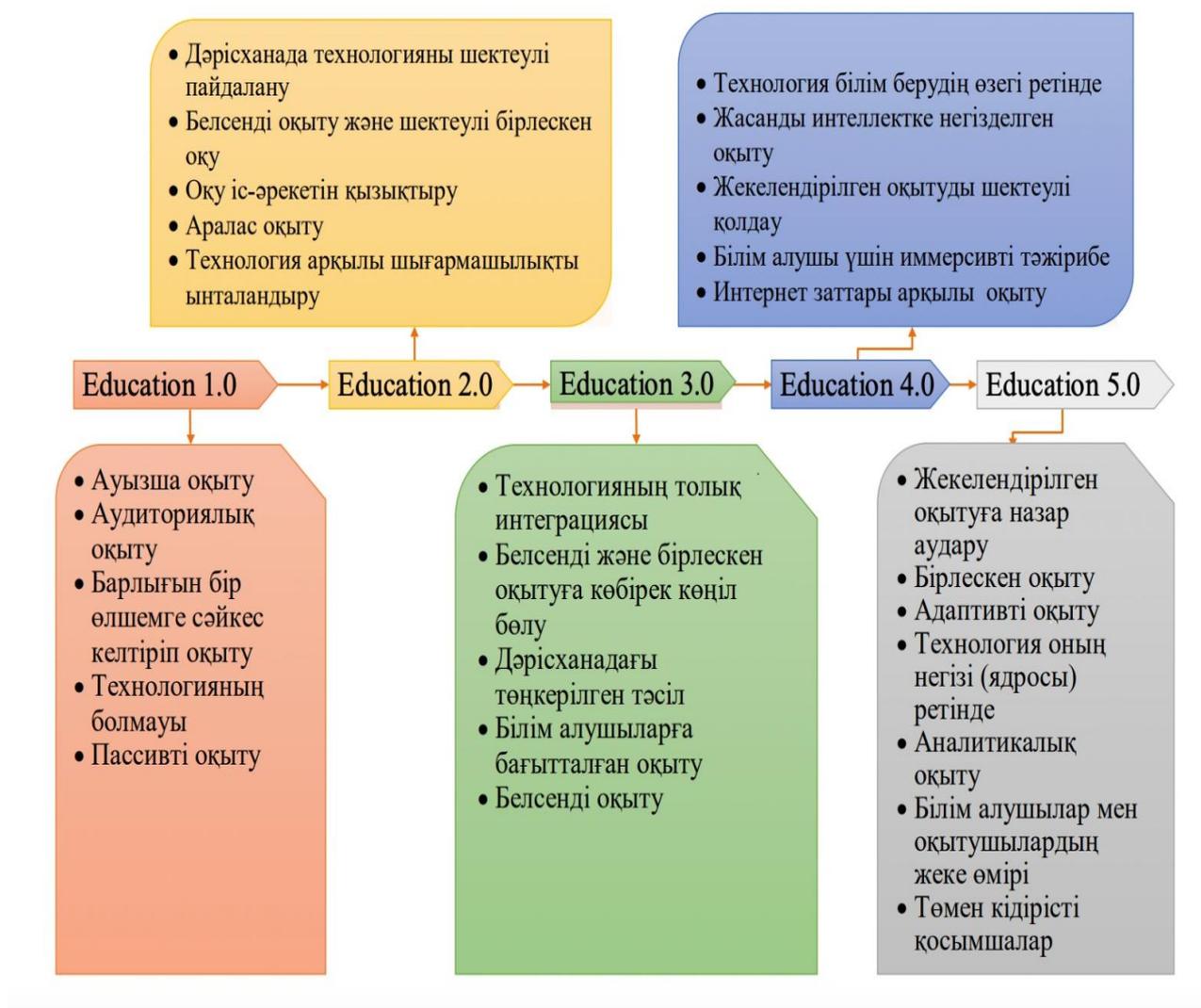
2016 жылы Google DeepMind жасаған AlphaGo бағдарламасы әлемдік Go чемпионын жеңіп, МО-ның шынайы интеллектуалды деңгейге жеткенін көрсетті.

2020 жылдары GPT-3 (OpenAI) және BERT (Google) сияқты үлкен тіл модельдері жасалып, табиғи тіл өңдеуде төңкеріс жасады [89].

Өндірісте GPT-3, BERT, DALL-E секілді ірі тіл модельдері, табиғи тілді өңдеу (NLP), бейнені тану, автономды жүйелер және басқа да салаларда МО кеңінен қолданылуда.

МО-ның жаңа дәуірі бастау алды. Бұл технологиялар медицина, қаржы, өндіріс, білім беру және күнделікті өмірдің көптеген салаларында маңызды рөл атқарады. Олар теориялық және алгоритмдік тұрғыдан қарқынды түрде дамып, ЖИ-дің ажырамас бөлігіне айналды. Оның болашақтағы дамуы технологиялық прогресске үлкен ықпал етіп, адамзат өмірін түбегейлі өзгертетін жаңа инновацияларды әкелетіні сөзсіз [90].

Төртінші индустриялық революция аясындағы білім беру үдерісін дамыту мақсатында жасанды интеллект әлеуетін қолдануға негізделген. Заманауи IT технологияның өзегін құрайтын «Заттар интернетін (IoT)» қолдануға негізделген «Білім беру жүйесі» (**Education**) тұжырымдамасын жүзеге асыру бағытында заманауи әлеуетті еңсеруімен, ауқымды жұмыстардың жүргізілуімен сипатталады (5-сурет) [91].



Сурет 5 - Заманауи білім беру эволюциясы

Білім беру жүйесіні **Education 1.0** моделінен бастап **Education 5.0** моделінің тұжырымдамасына дейін эволюциялық өзгерістерге ұшырады, бұл өзгерістердің негізінде оқыту үдерісіне жаңа технологиялар мен заманауи модельдер кезек-кезекпен енгізілуде. Ғылыми-технологиялық прогресс үрдісінде білім беру жүйесінің әрбір кезеңінің өзіндік ерекшеліктері сипатталады:

– **Education 1.0** дәстүрлі оқыту моделіне негізделеді: оқытушы – негізгі білім көзі, ал білім алушылар ақпаратты пассивті түрде қабылдап, оны терең түсінбей жаттап, қайта айтып беру міндетін атқарды [92, 93].

– **Education 2.0** оқу үдерісіне технологияларды енгізіп, оқытуды интерактивті және бірлескен сипатқа ие етуге мүмкіндік береді. Бұл кезеңде бейнематериалдар, анимациялар және симуляциялар сияқты цифрлық ресурстарды қолдану арқылы білім алушылардың белсенділігі арттырылды [94].

– **Education 3.0** айтарлықтай сапалық серпіліс болып табылады, себебі ол АКТ-ны терең интеграциялауды, «төңкерілген сынып» (*flipped classroom*) моделін және жекелендірілген оқытуды қамтыды. Бұл кезеңде сын тұрғысынан ойлау, коммуникация және топтық жұмыс дағдыларына басымдық берілді. Сонымен қатар, оқушылардың жетістіктерін бақылау және оқыту мазмұнын бейімдеу үшін деректер аналитикасы қолданылды [95].

– **Education 4.0** ХХІ ғасырдың цифрлық сауаттылық, креативтілік сияқты дағдыларын дамытуға бағытталған. Бұл кезеңде жасанды интеллект және машиналық оқыту құралдары арқылы оқу мазмұны жекелендіріліп, икемді және бейімделгіш білім беру ортасы қалыптасады [96].

– **Education 5.0** – білім берудің болашағын бейнелейтін заманауи талаптарға бейімделген тұжырымдама ұсынылды. Education моделдері кезеңдерінің жетістіктеріне сүйене отырып, жасанды интеллект, виртуалды және кеңейтілген шындық (*VR/AR*), *IoT*, блокчейн, бұлтты есептеу және 5G сияқты озық технологияларды пайдалану арқылы әділетті, инклюзивті және ізгілікті білім беруді қамтамасыз етуге бағытталған кезең болып есептеледі [97].

Education 4.0 тұжырымдамасының маңызды талаптарының бірі – білім беру жүйесінде машиналық оқыту мен жасанды интеллект технологияларын кешенді түрде интеграциялау қажеттілігі. Бұл орайда, машиналық оқыту жасанды интеллекттің перспективалық әрі инновациялық бағыттарының біріне айналып отыр. Машиналық оқыту білім беру үдерісінде білім алушылардың жеке ерекшеліктері мен қажеттіліктерін ескеретін бейімделгіш әрі дербестендірілген оқытуға мүмкіндігі жоғары әлеуетке ие болады. Машиналық оқыту дәстүрлі оқыту әдістерінің қолжетімділік, икемділік және тиімділік жағынан кемшіліктерін толықтырып, оқу материалдарын автоматты түрде талдау, бағалау және кері байланысты жедел ұсынудың маңызды мүмкіндіктерін береді. Машиналық оқыту технологияларын қолдану арқылы білім беру жүйесіндегі білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау, оқу

үдерісін оңтайландыру және білім беру сапасын арттыру бағытында жетістіктерге қол жеткізуге болады [98].

МО алгоритмдері білім алушылардың өткен оқу көрсеткіштеріне, оқу барысына, мінез-құлықтарына және басқа да мәліметтерге негізделген талдау жүргізіп, олардың болашақтағы академиялық нәтижелерін болжай алады. Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда МО әдістерін қолдану – оқу үдерісін тиімді басқаруға, жеке тәсілдерді дамытуға және оқу нәтижелерін дәл болжауға жағдай жасайды.

Атап айтқанда, сабақты меңгеруде қиындықтар тудыратын жағдаяттарды ерте анықтауға; қабілеті жоғары білім алушыларға күрделірек материалдарды ұсынуға; қалып қойған білім алушыларға қосымша қолдау қажеттілігін анықтауға мүмкіндік береді.

Білім беру жүйесінде бұл үдеріс тек оқу материалдарын цифрландырумен ғана шектелмейді, сондықтан оқыту барысын басқару үшін МО технологияларын қолдану – сапалы білім берудің, заманауи білім беру жүйесін жетілдірудің басты бағыттары мен негізгі құралдарының бірі болмақ. Мұндай инновациялық технологиялар білім сапасын арттырып қана қоймай, жас ұрпақтың зияткерлік әлеуетін толық іске асыруға оңды септігін тигізеді [87, б. 130–135].

Білім алушылардың үлгерімін болжау арқылы ОПК мен білім беру мекемелері оқу үдерісін тиімді жоспарлап, ертерек түзету шараларын қабылдай алады. Бұл тәсіл жоғары нәтижелерге қол жеткізуге, оқу үдерісін түзетуге, білім алушылардың әлсіз жақтарын анықтауға, қажетті қолдау көрсетуге және білім сапасының төмендеуінің алдын алуға мүмкіндік береді. Мұнымен қоса, МО модельдері академиялық үлгерімнің ықтимал өзгерістерін болжауға, негізгі факторларды анықтауға және сол факторларды басқаруға жағдай жасайды [99].

Дәстүрлі білім беру жүйесінің деректерін сараптау жұмыстары білім алушылардың нәтижелеріне әсер ететін күрделі факторларды түсінуді жеңілдетеді. *PISA* (Programme for International Student Assessment) халықаралық бағалау бағдарламасы бойынша Қазақстанның білім беру көрсеткіштерін арттыру үшін білім алушылардың кемшіліктерін талдау қажет. Өз кезегінде, *PISA* зерттеуінің әрбір этапына сәйкес халықаралық контекстте саралау жұмысы жүргізіледі. Бұл - әрбір қатысушы елге білім беру жүйесінің стратегиялық мақсатын анықтауға мүмкіндік береді [100].

Жалпы білім берудегі МО-ны қолданыс аясы өте ауқымды. Мәселен, МО алгоритмдері білім беру жүйесіндегі жеке оқыту траекториясын құру үшін қолданылады. Әр білім алушының оқу қарқыны мен мүдделері әр түрлі болғандықтан, МО олардың жеке қажеттіліктеріне, қызығушылықтарына бейімделген оқыту әдістерін ұсынады және мұндай әдістерді автоматты түрде жасай алады. Бұл тәсіл білім алушылардың материалды жақсы меңгеруіне ықпал етіп, оқу тиімділігін арттырады, сондай-ақ, білім алушылардың жеке қажеттіліктерін қанағаттандырып, олардың мүмкіндіктерін толық ашуға көмектеседі [89, б. 1601-1607].

Мүмкіндіктерді теңестіру бүгінгі күнде білім берудегі аймақтық теңсіздік еліміздегі өзекті мәселелердің бірі екендігі белгілі. Осы орайда, еліміздің әртүрлі өңірлеріндегі білім беру сапасын теңестіру үшін МО арқылы тиімді оқу тәсілдерін енгізуге болады. Сонымен қатар, МО оқу үдерісін автоматтандыру үшін кеңінен қолданылады. Бұл ретте МО-ның қосымшалары және олардың құралдары әкімшілік процестерді оңтайландыруға көмектеседі: сабақ кестелерін автоматты түрде құру, оқу топтарын қалыптастыру, білім алушылардың сабаққа қатысуын бақылау, емтихан нәтижелерін талдау, ұжымдық есептілікті оңтайландыру сияқты міндеттерді автоматтандырады. Бұл ОПҚ мен әкімшілік қызметкерлерге уақытты тиімді жұмсауға, білім сапасын арттыруға мүмкіндік береді [90, б. 736–740].

МО-ның тағы бір қолданыс аясы - күрделі білім беру мәселелерін шешу. МО үлкен деректермен (Big Data) жұмыс істеуді жеңілдетіп, оларды талдау арқылы білім беру жүйесіндегі ауқымды мәселелерді шешуге және білім беру мекемелерінде жаңа деңгейдегі нәтижелерге қол жеткізуге жағдай жасайды. Мысалы, елдің әртүрлі аймақтарындағы білім беру сапасын салыстыру, білім беру мекемелерінің ресурстарын тиімді пайдалану және әлеуметтік теңсіздіктерді азайту [20, б. 27–32].

МО оқу мазмұнын бейімдеу және дербестендіру жұмыстарын тиімді ұйымдастыру үшін де қолданылады. Мәселен, білім беру платформалары МО алгоритмдерін қолдана отырып, әр білім алушының оқу дағдылары мен қажеттіліктеріне, танымдық ерекшеліктеріне сәйкес оқу материалдарын бейімдей алады және тапсырмалар мен ресурстарды ұсынады. Оқу материалдарын дербестендіріп, оны меңгеруді тиімді етеді. Жетістіктерге байланысты күрделілік деңгейін өзгерте отырып, білім алушылардың қызығушылықтарын дамытуға ықпал жасайды. Бұл, өз кезегінде, білім алушылардың ынтасын, мотивациясын арттырып, олардың оқыту үдерісінде белсенді түрде қатысуын қамтамасыз етеді. Мысалы, интеллектуалдық қабілетті арттыруға септігін тигізетін интерактивті тапсырмаларды дайындау, ойын элементтерін ұйымдастыру және тиімді кері байланыс орнату МО арқылы жетілдіріледі. Білім алушылар мұндай тәсілдерді тезірек қабылдайды және қызығушылықпен оқиды. Сондықтан да, әрбір білім алушының оқыту үлгісін жете түсініп, білім деңгейін тереңдету үшін МО құралдары маңызды рөл атқарады.

Оқыту сапасын бағалау және мониторинг жүргізу маңызды. МО оқытушылардың, мамандардың, арнайы курс жүргізушілердің жұмыс тиімділігін арттыруға және бағалауға мүмкіндік береді. Мысалы: педагогтардың берген тапсырмаларының нәтижелерін талдау, сабақ үлгеріміне әсер ететін негізгі факторларды анықтау, оқыту әдістемелерін жаңарту үшін ұсыныстарын беру.

МО-ның білім беру сапасын арттырудағы артықшылықтары:

– деректерді талдау арқылы шешім қабылдау: білім алушылардың үлгерімі туралы мәліметтерді талдау негізінде оқу үдерісін оңтайландыруға мүмкіндік береді;

– интерактивті оқыту: МО құралдары білім алушылардың сабаққа қызығушылығын арттыратын ойын түріндегі тапсырмалар мен интерактивті контент ұсына алады;

– объективті бағалау: емтихандар мен тесттер нәтижелерін талдау арқылы объективті бағалауға қол жеткізуге болады;

– сапалы кері байланыс: МО жүйелері мұғалімдер мен білім алушыларға нақты ұсыныстар береді, бұл оқыту сапасын арттырады.

МО еліміздегі білім беру реформаларына ауқымды серпін береді, себебі, оқу үдерісін цифрландыру бағдарламасына сәйкес келеді, PISA сияқты халықаралық бағалауларда білім беру сапасын арттырады [100, б. 10-25].

Жаңа Қазақстанда МО-ны білім беру жүйесіне енгізудің орасан зор мүмкіндіктері бар. Дегенмен, бұл процестің шектеулері де аз емес, олар:

– деректер сапасының жеткіліксіздігі. МО алгоритмдерінің дәлдігі деректердің сапасына тәуелді. Қазақстанда кейбір мектептерде мәліметтердің толық жиналмауы немесе жеткілікті түрде өңделмеуі қиындықтар туғызуы мүмкін;

– инфрақұрылым мәселелері. Қазақстанда барлық білім беру мекемелерінің жоғары технологиялық шешімдерді енгізуге мүмкіндігі бірдей емес, яғни осы орайда еліміздің кейбір аймақтарында инфрақұрылымның жеткіліксіздігі байқалады. Дәлірек айтқанда, білім беру мекемелерінің барлығы бірдей заманауи технологияларды қолдануға дайын емес. Әсіресе, ауылдық өңірлерде интернеттің қолжетімділігі және техникалық ресурстар жеткіліксіз [2, б.1-4].

– мұғалімдер мен білім алушылардың біліктілігі. МО құралдарын тиімді пайдалану үшін мұғалімдерге арнайы дайындық қажет. Ал білім алушылар жаңа технологияларға әрдайым бірдей бейімделе бермейді;

– этикалық және құқықтық мәселелер. Яғни деректердің қауіпсіздігі және құпиялылығын қамтамасыз ету. Бұл дегеніміз - білім алушылардың жеке деректерін сақтау және пайдалану мәселелері заңнамалық тұрғыдан реттелуі қажет. МО-ны білім беру процесіне енгізгенде, білім алушылардың жеке деректерінің қауіпсіздігін сақтау және оны дұрыс пайдалану өте маңызды.

Бұл шектеулерді шешу үшін цифрлық білім беру саласында ұлттық стратегия әзірлеу және құқықтық негіздерді нығайту қажет.

Ғылыми зерттеу жұмысымыздағы білім алушылардың оқу үлгерімін МО әдістері арқылы талдау және болжау тақырыбы қазіргі білім беру саласында өзекті зерттеу бағыттарының бірі болып табылады. Білім алушылардың академиялық үлгерімдерін алдын ала болжауға, оқу процесін жетілдіруге және білім сапасын арттыруға мүмкіндік береді.

Осы ғылыми зерттеу аясында зерделенген шетелдік және отандық ғалымдардың зерттеулеріне тоқталамыз.

ЖОО-да академиялық оқу үлгерімін болжау (*predicting academic performance*) – бұл білім беру аналитикасындағы өте маңызды зерттеу саласы болып табылады. Бұл салада еңбектері жарық көрген шетелдік және отандық ғалымдар көптеп кездеседі.

Хамуд А., Хашим А және Авадх В. (Hamoud A., Hashim A., Awadh W.) – ЖИ мен МО білім беру саласында тиімді қолдану бойынша зерттеулер жүргізген ғалымдар. Оның жұмыстары МО алгоритмдерін оқу нәтижелерін болжау және білім алушылардың академиялық көрсеткіштерін талдау үшін қолдану әдістерін жетілдіруге бағытталған. Білім беру жүйесін адаптивті жүйелер мен жеке оқыту траекторияларына бейімдеу бағытында бірқатар маңызды зерттеулер жасаған [101].

Буэнаньо-Фернандес, Д., Гил, Д., Лухан-Мора, С. (Buenaño-Fernández D., Gil D., Luján-Mora S)– өз зерттеулерінде ЖИ мен деректерді талдау әдістерін қолдана отырып, білім алушылардың үлгерімін болжау және оларды оқу үдерісінде тиімді басқару үшін жаңа модельдер жасаған [102]. Ғалымның жұмыстары ЖИ технологияларын білім беру жүйесіне енгізу жолдарын анықтап, білім беру мекемелеріне тиімді әдіс-тәсілдер ұсынуда үлкен үлес қосты.

Фахд К. (Fahd K) –ЖИ-дің дамуына ерекше үлес қосқан ғалымдардың бірі. Нейрондық желілер мен терең оқытудың негізін қалаушылардың санатында. Ғалымның зерттеулері білім беруде деректердің үлкен көлемін өңдеу және білім алушылардың білім деңгейін анықтау үшін қолданылатын жүйелерді құруға мүмкіндік берді [103].

Франкл Ж., Карбин М. (Frankle J., Carbin M.) – нейрондық желілер мен МО саласындағы танымал ғалым. Олар білім беру жүйесіндегі білім алушылардың жеке білім траекторияларын жасауға арналған әдістерді жетілдірген. Ғалымдардың зерттеулері ЖИ жүйесін жетілдіріп білім алушылардың оқыту процесіне бейімделуін қамтамасыз етеді [104].

Хуэй Цзян, Вентао Фу (Hui Jiang, Wentao Fu) – зерттеулері компьютерлік көру және ЖИ технологияларын білім беру саласына енгізу бойынша ерекше нәтижелер берді. Ғалымдар білім беру жүйесіне жаңа әдіс-тәсілдер енгізу арқылы білім алушыларды олардың жеке қабілеттеріне сәйкес оқытуды қамтамасыз етуге ұмтылған [105].

Испаниялық ғалымдар Кристобаль Ромеро және Себастьян Вентура (Cristóbal Romero, Sebastian Ventura) академиялық үлгерімін болжау бағытыты бойынша зерттеулер жүргізген. Ғалымдардың танымал еңбектері ретінде – «Educational Data Mining: A Review of the State of the Art» (Білім беру деректерін өңдеу: қазіргі заманға шолу). Ғылыми еңбекте білім алушылардың үлгерімін болжауда қолданылатын негізгі әдістерді сипаттайды. Ондағы мақсат – оқу үдерісінде білім алушыларға жеке көмек көрсету үшін академиялық үлгерімін болжау. Олар өз еңбектерінде МО алгоритмдері, деректерді алдын-ала өңдеу (data preprocessing) сияқты зерттеу әдістерін қолданады [106].

Ұлыбритандық Драган Гашевиш (Dragan Gašević) және тағы басқа ғалымдардың зерттеулерінде оқу аналитикасының (learning analytics) "бір өлшем – бәріне сай келеді" (one size fits all) тәсілін қолдануы тиімсіз екенін дәлелдейді. Олар білім алушылардың академиялық жетістіктерін болжау үшін қолданылатын модельдер оқу контексті мен оқыту шарттарына бейімделуі тиіс екенін атап өтті. [107].

Канадалық ғалым Джордж Сименс (George Siemens) Learning analytics негізін қалаушылардың бірі ретінде таныла білді. Ғалым «Learning Analytics: The emergence of a discipline» (Аналитиканы оқыту: пәннің пайда болуы) еңбегінде академиялық үлгерімді болжау үшін үлкен деректерді (big data) және білім алушылардың белсенділігі мен оқу контентімен өзара әрекетін талдауға ерекше мән берді. Сименстің ұстанған негізгі мақсаты – ерте араласу арқылы академиялық сәтсіздіктің алдын алу болды [108].

Индонезия ғалым зерттеушілері Анниса Усватун Хасана және Харвати (Annisa Uswatun Khasanah and Harwati) «Educational Data Mining Techniques Approach to Predict Student's Performance» тақырыбы аясында маңызды ғылыми еңбектер жазды. Ғылыми зерттеулерінде білім алушылардың орташа GPA баллы негізінде академиялық үлгерімді болжаудың танымал әдістері. K-Means, Linear Regression, SVM әдістерін қолданған. Нәтижесінде әдістер бойынша дәлдігі жоғары нәтижеге (80% жоғары дәлдік) қол жеткізілді [109].

2009-2024 жылдар аралығындағы зерттеулерді қамтитын жүйелі әдеби шолу МО әдістерінің білім алушылардың оқу үлгерімін болжауда кеңінен қолданылатынын көрсетеді.

Балкис Альбрейки, Назар Заки және Хани Алашвал еңбектерінде зерттелген бұл әдістер білім алушылардың оқудан шығып қалу қаупін анықтауға және алдын алу шараларын әзірлеуге мүмкіндік береді [110].

Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау тақырыбына байланысты шетелдік ғалымдар тиімді әдіс-тәсілдер ұсынды. Ғалымдар білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау үшін МО әдістерін кеңінен қолданған.

Хусейн Алтабрави Усама (Hussein Altabrawee Osama) «A systematic literature review of student performance prediction using machine learning techniques» атты ауқымды зерттеу жұмысында білім алушылардың оқу нәтижелерін болжау үшін түрлі машиналық оқыту әдістерін қолдану бойынша зерттеулер жүргізген. Ғалымдардың зерттеулерінде регрессия, нейрондық желілер және шешім ағаштары пайдаланылып, білім алушылардың болашақтағы академиялық нәтижелерін болжау үшін тиімді модельдер құрылған. Үлкен көлемді деректер жинақталып, оларды дұрыс талдау қажеттілігі туралы айтылған. Ең негізгісі, әрбір әдістің тиімділігін салыстыру мен білім алушылардың үлгерімін болжаудың жаңа мүмкіндіктері көрсетілген [111].

Чен Ж. және тағы басқа (Chen J. et al) ғалымдардың зерттеуінде көптеген маңызды нәтижелер көрсетті. Жоғары оқу орындарында білім алушылардың академиялық үлгерімдерін болжау үшін МО-ны қолданудың жаңа әдістемесін ұсынған. Білім алушылардың баллдары мен басқа да көрсеткіштерін талдау арқылы түрлі әдістер (логистикалық регрессия, шешім ағаштары) арқылы оларды болжауға мүмкіндік беретін модельдер әзірлеген. Негізінен бұл жұмыс МО әдістерінің әртүрлі типтерін қолданудың артықшылықтары мен кемшіліктерін көрсетеді [112].

Грекия ғалымдары Мария Циакмаки (Tsiakmaki M. et al) осы орайда «Transfer learning from deep neural networks for predicting student performance» зерттеу тақырыбы бойынша көптеген маңызды жағдаяттарды сиппаттап, білім алушылардың оқу үлгерімін болжау үшін терең оқыту (deep learning) әдістерін қолданудың мүмкіндіктерін зерттеген. Терең нейрондық желілерді пайдалану арқылы оқу нәтижелерін болжау үшін жаңа әдістемелер енгізіліп, нәтижелердің құндылығын арттыра түсті. Бұл әдістер өз кезегінде оқу үдерісін басқаруға және нәтижелерді автоматты түрде болжауға кеңінен мүмкіндік береді. Ғалым зерттеуші еңбектерінің басты артықшылықтары - терең оқыту әдістері арқылы үлгерім болжауды дәл және тиімді жасауға болатындығы көрсетілді [113]. Коциантис С., Захаракис И. және Пинтелас П. (Kotsiantis S., Zaharakis I. және Pintelas P.) «Predicting students' performance in distance learning using machine learning techniques» зерттеу тақырыбы бағытында елеулі жетістіктерге қол жеткізген ғалымдар болып табылады. Грекия ғалымдары білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау үшін МО алгоритмдерін қолданудың тиімділігіне зерттеу жүргізген. Бұл зерттеу білім алушылардың оқу үлгерімін болжау барысында көп әдістерді қолданудың артықшылықтарын көрсетеді. Олар әр түрлі алгоритмдерге негізделген модельдерді тексеріп, олардың арасындағы тиімділікті салыстырған. Бұл ғалымдардың еңбектерінің артықшылықтары - білім алушылардың болашақ нәтижелерін болжауға арналған алгоритмдердің дәлдігі мен тиімділігі жайында маңызды тұжырымдар жасалынған [114].

Канада ғалымдары В. Найр (V. Nair) және Г. Е. Хинтон ізденістері де көптеген жаңаша әдістемелермен танылды. «Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines» зерттеу тақырыбында терең оқыту әдістерін (deep learning) қолданып, білім алушылардың оқу үлгерімін болжаудың жаңа тәсілдері ұсынылды. Канада ғалымдары терең оқыту әдісінің көмегімен академиялық нәтижелерді болжау үшін модельдер құрған және бұл әдіс білім алушылардың оқу үлгерімін болжауда өте тиімді екені дәлелденді. Нәтижесінде терең оқыту әдістерінің көмегімен білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау дәлдігі арта түсті [115].

Американдық ғалымдар Хастис Т., Тибширани Р. және Фридман Дж. (Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.) болса өздерінің «The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction» зерттеу тақырыбында статистикалық оқыту мен машиналық оқыту әдістерін кеңінен қарастырды. Бұл ғылыми еңбектерде білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау үшін машиналық оқыту және статистикалық әдістердің байланысы зерттелді. Білім алушылардың болашақ үлгерімін болжау барысында статистикалық және машиналық оқыту әдістерін біріктірудің тиімділігі туралы мол маңызды ақпарат берілді [116].

Үнді ғалымдары Бхут және Сингх өз зерттеулерінде білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау үшін демографиялық, әлеуметтік және білім беру мекемелеріне қатысты деректерді пайдалануды ұсынды. Бұл тәсіл білім алушылардың оқу нәтижелерін жақсартуға және оқыту үдерісін тиімді

ұйымдастыруға ықпал етті. Сонымен қатар, осы зерттеулерде білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда МО әдістерін қолдану бойынша жүйелі әдеби шолу жүргізіліп, әртүрлі МО әдістерінің тиімділігі талданған. Зерттеу нәтижелері білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда МО әдістерінің ең тиімді құралы екендігі көрсетілді [117].

Қоғам талабына сай цифрлық көмекшілер тұтынушы қызметінің әртүрлі салаларына, соның ішінде, білім беру саласына көбірек енуде.

Оқу үдерісіндегі кейбір процестер, соның ішінде, оқытуды оңтайландыратын компьютерлік және автоматтандыратын жүйелер, WEB-қосымшалар заманауи интеллектуалды және автономды жүйелер болып табылады. Білім алушының өміріндегі цифрлық көмекшілер белгілі бір мағынада (мысалы деканатты, тәлімгерді, тьюторды, университеттің басқа да қызметтерінің өкілдеріне) жұмысты тиімді түрде ұйымдастыруға және білім беру инфрақұрылымының басқа элементтерін басқаруға оңды септігін тигізеді, ал білім беру жүйесін цифрландырудағы маңызды әлеует.

Білім алушыны цифрлық қолдау маңызды және пайдалы, бірінші курста, білім алушының мектептен ерекшеленетін психологиялық тұстары жоғары білім беру ортасына бейімделу кезеңінде айтарлықтай байқалады. Оқу нәтижелерін болжай алатын және бұл туралы уақытында хабарлай алатын мобильді қосымша түріндегі цифрлық көмекші, авторлардың пікірінше, білім алушыға маңызды қолдау көрсете алады және теріс нәтиже қаупі төнген жағдайды оның мінез-құлқын бағдарлауға және түзетуге көмектеседі. [37, б.6-7].

Шовон М., Агью М. (Shovon M., Naque M) еңбектеріне келетін болсақ, мұнда білім алушылардың оқу нәтижелерінің болжамды моделін және тиісті мобильді қосымшаны құру мәселелерін шешу үшін, сондай-ақ, жобаға дейінгі зерттеуді жүргізу үшін математикалық статистиканың келесі әдістері мен құралдары қолданылған: k-орташа әдісі, Кенделл корреляция әдісі, Фридман критерийі, дабрин – Коновердің постериори критерийі, сызықтық регрессия, логистикалық регрессия, категориялық Bayes классификаторы, кездейсоқ орман әдісі, нейрондық желі (көп қабатты перцептрон) [118].

Ғылыми зерттеу нәтижесінде электрондық білім беру курстарындағы ағымдағы үлгерім негізінде пәндер бойынша оқыту нәтижелерін болжаудың математикалық моделі құрылған. Модельдің дәлдігі оның қолданылатын оқу аптасына байланысты және 92,6 % жетеді. Ерте кезеңдерде (мысалы, 7-ші апта үшін) дәлдік кем дегенде 85% құрайды және білім алушылар мен пәндер контингентіне байланысты өзгереді. Зерттеу барысында білім алушыны күтілетін оқу жетістіктері туралы хабардар ету үшін болжамды модельді және басқа да байланысты функцияларды жүзеге асыратын мобильді қосымша жасалған. Құрылған болжамды модель электрондық курстардан алынған үлгерім туралы ағымдағы деректерге негізделген және дәл болжам жасауға қабілетті, бұл оны онлайн режимде және мобильді қосымша арқылы білім алушыны хабардар етуге мүмкіндік береді. [39, б. 227-234].

Білім беру жүйесінде деректерді талдау мен МО әдістерін пайдалану аса маңызды мәселелердің бірі болып табылады. Жыл сайын жинақталатын үлкен көлемдегі мәліметтерді тиімді өңдеу мен талдау жаңа заңдылықтарды анықтауға және инновациялық шешімдерді ұсынуға айтарлықтай ықпал етеді. Білім беру жүйесінде МО әдістерін қолдану үлкен мүмкіндіктерге жол ашады. Атап айтқанда, бұл тәсілдер білім алушылардың академиялық үлгерімін алдын ала болжауға, олардың академиялық үлгерімдеріне әсер ететін факторларды анықтауға және оқу үдерісін оңтайландыруға мүмкіндік береді. Деректерді талдау нәтижесінде білім алушылардың академиялық үлгерімдеріне әсер ететін белгілі және жасырын заңдылықтарды анықтауға болады. Мұндай талдау білім беру сапасын арттыруға, оқу бағдарламаларын тиімді түрде реттеуге және білім алушылардың үлгеріміне қатысты алдын алу шараларын енгізуге ықпал етеді.

МО әдістерін қолдана отырып, білім алушылардың үлгерімін болжау туралы ғылыми мақалалар саны едәуір өсуде. Y.A.Alsariera және әріптестерінің «Assessment and evaluation of different machine learning algorithms for predicting student performance» мақаласы өте маңызды. Мақалада мәселеге жүйелі жүйелі шолу, білім алушылардың үлгерімін болжау мақсатында білім беру деректеріне талдау әдістерін қолдану әрекеттері туралы 40-қа жуық жарияланым көрсетілген. Бұл ретте өңделетін деректер жиынтығы әр түрлі және мыналарды қамтиды: демографиялық деректер; академиялық деректер; жеке деректер; байланыс деректері; психологиялық деректер және т. б. [119].

Білім алушылардың академиялық үлгерімдерін алдын ала болжауға, оқу процесін жетілдіруге және білім сапасын арттыруға, дамуына қомақты үлес қосып келе жатқан бірқатар атақты зерттеуші ғалым еңбектерінде: нейрондық желілер (Neural Network, NN); тірек векторларының машинасы (Support Vector Machine, SVM); шешім ағашы (Decision Tree); Naive Bayes әдісі (Naive Bayes Classifier); k-жақын көршілер (k-nearest neighbors algorithm, k-NN); сызықтық регрессия (Linear Regression). Бұл әдістер зерттеуші ұсынып отырған моделдерді тиімді етеді [120].

Қазақстанда МО-ны білім беру саласында қолдануға қатысты арнайы зерттеулер көп емес, бірақ бірқатар ғалымдар осы бағытта ғылыми жұмыстар жүргізіп, бұл саланы дамытуға үлес қосуда.

Қазақстанда жүргізілген зерттеулер бірнеше негізгі бағыттарды қамтиды:

- білім алушылардың үлгерімін болжау – МО әдістері арқылы үлгерімі төмен білім алушыларды ерте кезеңде анықтау және қосымша қолдау көрсету;
- адаптивті оқыту жүйелері – әрбір білім алушыға жеке оқу траекториясын құру.

- цифрлық білім беру платформаларын оңтайландыру – онлайн оқыту платформаларында МО-ны қолдану.

- білім беру деректерін талдау және визуализациялау – оқыту процесстерін оңтайландыру үшін үлкен деректерді өңдеу.

Отандық зерттеулерде білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау бағытында жарияланған мақалалармен қатар диссертациялық жұмыстар да кездеседі. Ол жұмыстарда білім алушылардың үлгерімін болжау үшін

нейрондық желілер, шешім ағаштары, логистикалық регрессия және басқа да МО-ның алгоритмдері қолданылған.

Қазақстандық ғалым-зерттеуші Х.А. Паса және З. Абдирахметова өздерінің «Study of signs of impact on the quality of education by ML» атты зерттеу тақырыбында білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау үшін МО әдістерін қолданудың тиімділігін қарастырған. Оның негізгі нәтижелері - шешім ағаштары мен нейрондық желілерді қолдану арқылы білім алушылардың болашақтағы академиялық нәтижелерін болжауға арналған модельдер жасалынған. Бұл модельдер өздігінен оқыту мен деректерді талдауды біріктіріп, білім алушылардың үлгерімін болжаудың мүмкіндіктерін арттырды. Басты артықшылықтары – жүргізілген зерттеулер Қазақстандағы білім беру жүйесінде МО әдістерін енгізудің мүмкіндігін айқындады [2, б.5-7].

Осы бағытта танылған тағы бір отандық зерттеуші З. Зулпыхар «Model of student preparation in higher education in the context of Big data» зерттеу тақырыбы бойынша өте ауқымды ізденістер жасаған. Ол білім беру саласында үлкен деректерді (Big data) қолдану арқылы білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау мәселесін егжей-тегжейлі зерттеген. Оның зерттеулерінде білім алушылардың үлгерімін болжау үшін нақты деректер мен статистикалық әдістерді пайдаланудың артықшылығы көрсетілген. Зерттеуші өз еңбектерінде үлкен деректер негізінде талдау жасап, білім беру саласындағы мәселелерді шешу үшін МО-ны тиімді пайдалануға болатынын дәлелдеген. З. Зулпыхардың жұмыстарында деректердің сапасы мен оны дұрыс талдау маңызды екендігіне ерекше көңіл бөлінген [121].

Отандық зерттеуші А. Мухамедин өзінің еңбегінде білім алушылардың үлгерімін болжау үшін МО-ның әртүрлі жаңа әдістерін қарастырған. А.Мухамедин зерттеулерінде түрлі алгоритмдер қолданған: шешім ағаштары, кластеризация және нейрондық желілер және т.б. Ғалым білім алушылардың академиялық үлгерімін болжаудың тиімділігі мен дәлдігін арттыру үшін әдістерді интеграциялау туралы ұсыныстар жасады. А. Мухамединнің жасаған зерттеулерінің артықшылықтары – ол білім алушылардың оқу нәтижелерін болжауда МО-ның көп аспектілі пайдалану мүмкіндігін анықтаған [122].

М. Серіктің «Using machine learning algorithms in training future computer science teachers» атты еңбегінде білім беру жүйесін жетілдіру мақсатында МО арқылы оқу нәтижелерін оңтайландыру мәселелері зерттелген. Зерттеу нәтижелері білім алушылардың оқу процесін автоматтандыру арқылы олардың үлгерімін болжауға және деректерді пайдалану негізінде оқу нәтижелерін жақсартуға мүмкіндік береді. Бұл зерттеулерде машиналық оқытуды қолдану арқылы оқу нәтижелерін болжау жүйесінің тиімділігін арттыру ұсынылған [123].

Б. Берікқожа және тағы басқа ғалымдардың зерттеуінде ІТ білім алушыларының мамандық таңдауын болжау үшін машиналық оқыту әдістерін қолданған [2, б. 2-4].

Қазақстандық ғалымдардың еңбектері бұл бағыттағы зерттеулердің өзектілігін және болашағын айқындайды.

Заманауи машиналық оқыту әдістерін қолдану арқылы білім алушылардың академиялық үлгерімдерін арттыру мүмкіндіктері кеңейе түсуде. Жаңа Қазақстандағы ғалымдар бұл бағытта кең ауқымды зерттеулер жүргізуде. Е.А.Бөкетов атындағы Қарағанды университетінің ғалымдары білім алушылардың оқу үлгерімін болжау үшін сызықтық регрессия әдісін қолданады. Зерттеуші ғалымдар деректер жиынына статистикалық талдау жүргізіп, сызықтық регрессия үлгісін құру арқылы оқу үлгерімін болжаудың тиімділігін анықтады. Білім беру сапасын бағалау үшін үлкен деректерді пайдалану мәселесі де қарастырылуда. Ғалым Н.О.Изимбетов үлкен деректер технологиялары негізінде білім беру сапасын бағалау принциптерін жақсартуға және жеңілдетуге болады деген пікір ұстануда. Бұл тәсіл білім алушылардың оқу жетістіктерін бақылау және проблемалық оқыту аймақтарын анықтау үдерісін жеңілдетеді [5, б. 325-327].

Зерттеуші Айжан Глебалдинова өз мақаласында білім алушылардың оқу үлгерімін болжау мақсатында деректер жиынын зерттеп, МО-ның сызықтық регрессия әдісін қолданған [4, б. 190-195]. Бұл зерттеу екі негізгі кезеңнен тұрады: бірінші кезеңде деректер жиынына статистикалық талдау жүргізіліп, оның негізгі сипаттамалары анықталған, ал екінші кезеңде сызықтық регрессия әдісі негізінде болжам жасайтын математикалық үлгі құрылған. Зерттеу барысында оқу үлгеріміне әсер ететін маңызды факторлар, яғни релевантты атрибуттар анықталған. Олардың ішінде білім алушылардың әр тоқсандағы бағалары (G1, G2, G3), ата-анасының білім деңгейі және білім алушылардың сабаққа қатысу көрсеткіштері (мысалы, сабақтан қалу жағдайлары) ерекше рөл атқаратыны есепке алынған. Көрсетілген үлгінің тиімділігі бағаланып, сызықтық регрессия әдісі негізінде 90%-дан жоғары дәлдікпен болжам жасауға болатындығы анықталған.

Ғылыми зерттеулер МО әдістерін білім беру саласына енгізудің маңыздылығын көрсетеді. Ол оқу үлгерімін болжауға ғана емес, сонымен қатар, оқыту процесін жақсарту, үлгерімі төмен білім алушыларға дер кезінде қолдау көрсету және жалпы білім беру жүйесін тиімді басқару мақсатында пайдаланылуы мүмкін.

МО – білім беру жүйесін жаңғыртудың, оны тиімді әрі қолжетімді етудің маңызды құралы. Қазақстандағы білім беру реформалары осы технологияны енгізу арқылы халықаралық деңгейдегі озық тәжірибелерге қол жеткізе алады [124]. Бұл технологияны қолдану арқылы білім беру үдерісін жақсартуға, білім алушылардың білім сапасын арттыруға және олардың жеке қажеттіліктерін қанағаттандыруға оңтайлы жағдайлар жасай алады. МО әдістерін енгізу – Қазақстанның білім беру жүйесін цифрландыру мен инновациялық дамудың стратегиялық бағыты. Ол білім сапасын арттырып қана қоймай, білім беру саласының болашағын айқындайтын шешуші фактор болып табылады.

Жаһандық бәсекеге қабілеттілік индексінде білім сапасы – маңызды көрсеткіштердің бірі. Осы орайда, МО технологияларын қолдану еліміздің білім беру жүйесін әлемдік деңгейде танымал етуге ықпал етеді. Сонымен қатар,

Қазақстанның 2030 жылға дейінгі даму стратегиясында білім беру саласында заманауи әдістерді енгізу – басты міндеттердің бірі ретінде белгіленген [125].

Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда МО мен ЖИ-ді қолдану мәселесіне арналған отандық және шетелдік зерттеулер бұл технологиялардың білім беру жүйесінде маңызды орын алатынын көрсетеді [126]. Осыған байланысты, бүгінде Қазақстанда да, шетелде де бұл бағыттағы зерттеулер жүйелі түрде жүргізілуде, түрлі алгоритмдер мен әдістердің артықшылықтары мен кемшіліктері талдануда. Бұл зерттеулердің нәтижелері болашақта білім алушылар мен оқытушылар үшін пайдалы жаңа әдістер мен технологияларды ұсынуға негіз бола отырып, МО әдістерін білім саласында қолданудың маңыздылығын айқындай түседі.

МО-ның білім беру жүйесіндегі тиімділігі дәлелдегенімен, оны кең көлемде енгізу үшін заңнамалық реттеу, деректерді жинау мен өңдеу жүйесін дамыту, сондай-ақ оны педагогикалық тәжірибеге бейімдеу сияқты маңызды қадамдар қажет.

Қазақстанда МО-ны білім беру жүйесіне енгізу үшін әлеует жоғары болғанымен, бұл бағытта табысты нәтижелерге қол жеткізу үшін бірқатар проблемаларды шешу қажет.

ЖОО-да білім беру жүйесіне тиімді әрі кең көлемде машиналық оқыту негізіндегі жасанды интелекті енгізу үшін келесі іс-қимылдар жоспарын ұсынуға болады:

- білім беру жүйесін цифрландыру бойынша ұлттық стратегия әзірлеу – МО технологияларын енгізудің нақты қадамдарын анықтау;

- деректердің қауіпсіздігі мен құқықтық реттеуді күшейту – білім алушылардың жеке деректерін қорғауға бағытталған заңнаманы жетілдіру;

- МО бойынша оқытушылар мен білім алушыларға арналған бағдарламалар әзірлеу – жаңа технологияларды білім беру процесіне тиімді енгізу үшін мамандар даярлау;

- университеттер мен зерттеу орталықтары арасында ынтымақтастық орнату – тәжірибе алмасу және МО саласындағы инновацияларды дамыту.

Ғылыми ұсыныстарды жүзеге асыру арқылы Қазақстанда заманауи, цифрлық технологияларға негізделген білім беру жүйесін құруға жол ашады. Бұл тек білім беру сапасын арттырып қана қоймай, елдің ғылыми және технологиялық дамуына да оң әсерін тигізеді. Сондықтын академиялық үлгерімді болжау мақсатына МО әдістері мен модельдерін терең меңгеру қажеттілігі туындайды.

Біз бұл тармақшада шетелдік және отандық ғалымдардың ғылыми еңбектерін зерделеу негізінде, машиналық оқыту және оның білім беру жүйесіндегі қазіргі әлеуеті машиналық оқыту әдістері білім берудегі деректерді өндіру, талдау, өңдеу арқылы тиімді шешім қабылдауға негізделген құрал ретінде айқындалды.

Болашақ информатика мұғалімдерінің академиялық үлгерімін болжауда қолданылатын машиналық оқыту модельдерді қолдану ерекшеліктерін зерделеу қажеттілігі оқу сапасын арттыру мен оқыту үдерісіндегі ықтимал тәуекелдерді

алдын ала анықтап, оларды болдырмау мүмкіндіктерін кеңейту мақсатында туындайды.

1.3 Академиялық үлгерімді болжауда машиналық модельдерді қолдану мүмкіндіктері

ЖОО білім алушыларының академиялық үлгерімін болжауда қолданылатын модельдер негізінен машиналық оқыту мен статистикалық талдау әдістерін қолданады. Бұл модельдер білім алушылардың үлгерімін алдын ала бағалап, төмен нәтижелердің себептерін анықтауға және оқыту стратегияларын жетілдіруге мүмкіндік береді.

Академиялық үлгерімді болжауда қолданылатын негізгі модельдер:

– регрессиялық модельдер (Regression Models): Логистикалық регрессия (Logistic Regression) – санаттық (мысалы, «сәтті өтті», «сәтсіз өтті») нәтижелерді болжау үшін қолданылуы, білім алушының алдыңғы бағалары мен қатысу белсенділігі сияқты айнымалылардың ықпалын бағалау мүмкіндігі; Көптік регрессия (Multiple Linear Regression) – сандық көрсеткіштерді (мысалы, GPA деңгейін) болжауы;

– шешім ағаштары (Decision Trees): білім алушының үлгеріміне әсер ететін факторларды анықтау және болжау мүмкіндігі, академиялық үлгерімге әсер ететін негізгі айнымалыларды (қатысу, тапсырмаларды орындау, емтихан нәтижелері) визуалды түрде түсінуі;

– тірек векторлық машиналар (Support Vector Machines, SVM): Деректерді екі немесе одан да көп кластарға бөлу арқылы білім алушылардың сәтті, сәтсіз оқыту нәтижелерін болжауы;

– нейрондық желілер (Neural Networks): Күрделі үлгілерді тану және үлкен көлемді деректерді өңдеу қабілеті. Терең оқыту (Deep Learning) әдістері білім алушылардың үлгерімін болжауы;

– кластерлеу әдістері және басқа кластерлеу әдістері білім алушыларды ұқсас академиялық үлгерім деңгейіне қарай топтастыру үшін қолданылуы.

Білім алушылардың үлгерімін болжау білім беру жүйесінде маңызды зерттеу бағыты болып табылады. Жоғарыда көрсетілген негізгі модельдер деректерді талдаудың және академиялық нәтижелерді болжаудың тиімді құралы ретінде өзін дәлелдеді.

Ғылыми зерттеулерде болжамдардың дәлдігін жақсарту үшін Naive Bayes классификаторы және бірлескен сүзгілеу модельдері тиімді қолданылуда [127].

Ғылыми зерттеулер білім беру үдерісін бағалау және МО принциптеріне негізделген платформалар арқылы оқу нәтижелеріне қол жеткізу үшін қолданылатын әдіс-тәсілдердің кең ауқымын қамтиды.

Машиналық оқытудың әдістерінің маңыздылыққа ие модельдері:

– Naive Bayes классификаторы (Naive Bayes Classifier) – ықтималдық теориясына негізделген МО әдісі. Мәтінді категориялау, спам-хаттарды анықтау, медициналық диагноз қою сияқты көптеген салаларда кеңінен қолданылатын модель.

– Мүмкіндігі – Bayes теоремасына сүйене отырып, бір-бірінен тәуелсіз деп есептелетін белгілер арқылы шешім шығару моделі.

– Модель айнымалылардың өзара тәуелсіздігін болжап, білім алушылардың академиялық жетістігіне қарай оларды топтастыру үшін ықтималдық тәсілдерін қолданады.

– Модель негізінен мәліметтер көлемі үлкен және алуан түрлі болған жағдайда жоғары нәтижелер көрсетеді.

$$P(C|X) = \frac{P(X|C)*P(C)}{P(X)}, \quad (1)$$

мұндағы: $P(C|X)$ - X белгілері болған кезде C класының артқы ықтималдығы;

$P(X|C)$ - сынып C болған жағдайда X белгілерінің ықтималдығы;

$P(C)$ — c класының априорлық ықтималдығы;

$P(X)$ — x белгілерінің толық ықтималдығы.

Naive Bayes әдісі «*наивный*» (қарапайым, оңайлатылған) деп аталуы – ол барлық белгілердің (features) бір-біріне тәуелсіз екенін болжайды. Яғни, әрбір белгі немесе параметр басқа белгілерден тәуелсіз деп қабылданады. Шын мәнінде, бұл шарт барлық жағдайларда орындала бермейді, бірақ тәжірибе көрсеткендей, бұл модель көптеген нақты есептерде тиімді жұмыс істейді.

Naive Bayes классификаторлары деректердің сипаттамаларына байланысты бірнеше түрге бөлінеді:

1. Гаусс Bayes классификаторы (Gaussian Naive Bayes):

– Үздіксіз деректермен жұмыс істейді.

– Әрбір айнымалы Гаусс (нормаль) таралуы бойынша бөлінеді деп есептеледі. Медициналық деректерде (қан қысымы, дене температурасы) қолданылады.

Көпмүшелік Bayes классификаторы (Multinomial Naive Bayes):

– Сөздерді (терминдерді) санау негізінде жұмыс істейді.

– Әсіресе мәтіндерді жіктеу (spam detection, sentiment analysis) үшін қолданылады.

Бернулли Bayes классификаторы (Bernoulli Naive Bayes):

– Белгілер екілік (0 немесе 1) түрде болады. Құжатта белгілі бір сөз бар ма, жоқ па деген талдауда қолданылады.

Naive Bayes классификаторының артықшылықтары мен кемшіліктері

Артықшылықтары:

– Жылдамдық және тиімділік – үлкен деректермен де тез жұмыс істейді.

– Қарапайым және түсінікті – математикалық негізі анық және оңай жүзеге асырылады.

– Шағын деректерде де тиімді – аз дерек жинағында жақсы нәтижелер береді.

– Шуды (қателерді) көтере алады – нақты емес немесе жетіспейтін деректермен жұмыс істей алады.

– Бейімделгіштік – әртүрлі салаларда (мәтін талдау, медицина, қаржы) қолданылады.

Кемшіліктері:

– тәуелсіздік болжамының орындалмауы – нақты өмірде белгілер (features) көбіне бір-бірімен байланысты;

– үлгілеудің қарапайымдылығы – күрделі үлгілерді түсіндіруде шектеулі;

– мультиколлинеарлық мәселесі – егер айнымалылар өте ұқсас болса, модельдің дәлдігі төмендеуі мүмкін.

Naive Bayes классификаторы ықтималдық теориясына негізделген қарапайым, әрі өте тиімді МО әдісі. Ол тез жұмыс орындайтын, аз дерекпен де тиімді нәтиже беретін, түсіндіруге оңай алгоритм болғандықтан, көптеген салаларда кеңінен қолданылады. Naive Bayes классификаторы білім алушылардың оқу үлгерімін болжау үшін де қолданылады, білім алушылардың өткен нәтижелеріне қарай болашақ үлгерімін ықтималдық негізінде бағалайды.

2. Логистикалық регрессия (Logistic Regression) – ықтималдық теориясына негізделген МО және статистикалық талдау әдісі, ол зерттелетін нысанды екі немесе бірнеше категорияға жатқызу ықтималдығын болжауға арналған. Бұл әдіс сызықтық регрессияның кеңейтілген нұсқасы болып табылады және деректердің сандық (numeric) және категориялық (categorical) сипаттамаларын талдайды [128].

Логистикалық регрессия академиялық үлгерімді болжауда білім алушының белгілі бір үлгерім классына жату ықтималдығын анықтау үшін қолданылады. Модель білім алушының «жақсы үлгеруші» немесе «үлгерімі төмен» категорияларына жату ықтималдығын есептейді.

Логистикалық регрессия білім беру аналитикасында білім алушылардың үлгерімін болжау мақсатында кеңінен қолданылады. Бұл әдіс үлгерімге әсер ететін факторларды талдауға және олардың маңыздылығын бағалауға мүмкіндігі бар.

Логистикалық регрессия көмегімен;

– білім алушының емтиханнан сәтті/сәтсіз өтетінін болжауға болады;

– белгілі бір курс бойынша үлгерім деңгейін (төмен, орташа, жоғары) кластарға бөлу мүмкіндігіне ие;

– оқудағы жетістіктер мен сәтсіздіктердің негізгі себептерін анықтайды.

Академиялық үлгерімге әсер ететін факторларды логистикалық регрессиямен талдау.

Логистикалық регрессияны қолдана отырып, білім алушылардың үлгеріміне әсер ететін негізгі факторларды анықталған (кесте 1).

Бұл айнымалылардың әрқайсысының білім алушының үлгеріміне қаншалықты ықпал ететінін логистикалық регрессия көмегімен сандық бағалауға болады.

Логистикалық регрессия академиялық үлгерімді болжау үшін қолданылатын ең тиімді әдістердің бірі болып табылады. Ол білім алушының жетістігіне ықпал ететін факторларды талдауға, сондай-ақ үлгерім деңгейін нақты болжауға мүмкіндік береді. Бұл әдістің қарапайымдылығы мен

түсініктілігі оны оқыту сапасын арттыруға бағытталған стратегиялық шешімдер қабылдау үшін тиімді құралға айналдырады.

Регрессиялық талдаудың артықшылықтары:

– түсіндірудің қарапайымдылығы. Регрессиялық модельдер нақты және түсінікті нәтижелер береді, бұл жеке факторлардың оқу үлгеріміне әсерін талдауды жеңілдетеді;

– икемділік. Регрессиялық талдауды сызықтық және сызықтық есем тәуелділіктер үшін қолдануға болады, бұл айнымалылар арасындағы қатынастың әртүрлі формаларын ескереді;

– болжау мүмкіндігі. Регрессия модельдерін жаңа мәліметтер негізінде тәуелді айнымалының мәндерін болжау үшін пайдаланылады.

Кесте 1 - Логистикалық регрессияның білім алушылардың үлгеріміне әсер ететін негізгі факторлары

Айнымалы (Фактор)	Сипаттамасы
Қатысу белсендігі	Дәрістер мен практикалық сабақтарға қатысу пайызы
Үй тапсырмаларын орындау	Тапсырмалардың орындалу жиілігі мен сапасы
Емтихан нәтижелері	Алдыңғы тест және емтихан нәтижелері
Курстық және жобалық жұмыстар	Жобалар мен курстық жұмыстардың бағасы
Оқуға жұмсалған уақыт	Білім алушылардың өзіндік білім алуға жұмсаған уақыты
Оқытушыдан көмек алу	Оқу сағаттарына қатысу немесе консультация алу жиілігі
Топтық жұмысқа қатысу	Білім алушылардың топтық жобаларға қатысу деңгейі

Регрессиялық талдаудың шектеулері:

– шығарындыларға сезімталдық. Шығарындылардың болуы регрессиялық талдау нәтижелерін айтарлықтай бұрмалауы мүмкін;

– сызықтық туралы болжам. Көптеген регрессиялық модельдер сызықтық тәуелділіктерді ұсынады, бұл әрқашан нақты деректерге сәйкес келмейді;

– деректердің болуы қажеттілігі. Регрессиялық модельді құру үшін үлкен көлемдегі мәліметтер қажет.

Академиялық үлгерімді болжау білім беру аналитикасының негізгі міндеттерінің біріне айналады, өйткені ол оқытушылар мен әкімшілерге білім беру нәтижелерін жақсарту стратегияларын жасау мүмкіндігін береді.

Білім алушылардың үлгерімін болжау білім беру саласында маңызды зерттеу бағыты болып табылады. Соңғы жылдары регрессиялық талдау және шешім ағаштары сияқты дәстүрлі әдістер деректерді талдаудың және академиялық нәтижелерді болжаудың тиімді құралы ретінде өзін дәлелдейді.

3. Шешім ағаштары (Decision Trees) – бұл мәліметтерді санаттарға бөлу немесе болжам жасау үшін қолданылатын иерархиялық модель. Бұл модель білім алушылардың сипаттамалары мен оқу нәтижелеріне әсер ететін

факторларды талдау арқылы үлгерімді болжау үшін тиімді құрал болып табылады [129].

Шешім ағаштары иерархиялық құрылым ретінде жұмыс істейді: әрбір түйін (node) – белгілі бір сұрақ немесе ереже, ал әрбір тармақ (branch) – осы сұраққа берілген жауапқа сәйкес ықтимал шешімдер. Жапырақ (leaf) түйіндері болжамды нәтижені көрсетеді. Бұл әдіс арқылы білім алушының оқу үлгерімі қандай факторларға байланысты екенін визуалды және түсінікті түрде көрсетеді.

Шешім ағашы «білім алушылар емтиханды сәтті тапсыра ма?» деген сұраққа жауап беру үшін қатысу белсенділігі, үй тапсырмаларын орындау деңгейі, аралық бағалар сияқты факторларды қарастырады. Білім алушы оқу үдерісіне тыңғылықты қатысып, барлық тапсырмаларды уақытында орындаса, оның емтиханның жоғары баға алу ықтималдығы артады.

Шешім ағаштары аса үлкен және күрделі деректер жиынтығында көп тармақталып, артық үйрену (overfitting) проблемасына ұшырау мүмкіндігі бар. Мұны болдырмау үшін ағаштың тереңдігін шектеу немесе кесу (pruning) әдістерін қолдану қажет.

Қорыта айтқанда, шешім ағаштары – білім алушылардың үлгерімін болжау үшін қолдануға ыңғайлы, түсінікті және тиімді модельдердің бірі. Бұл модель оқыту стратегияларын оңтайландыруға, тәуекелге ұшырайтын білім алушыларды ерте анықтауға және білім беру сапасын арттыру мүмкіндігіне ие.

4. Кездейсоқ орман (Random Forest) – бірнеше шешім ағаштарын (Random Forest) біріктіретін қуатты ансамбльдік модель. Бұл модель жекелеген шешім ағаштарының әлсіз жақтарын жойып, болжамдардың дәлдігін арттырады [130].

Кездейсоқ орман моделі орындалғанда, әрбір ағаш деректердің кездейсоқ бөлігіне негізделіп құралады және өз бетінше болжам жасайды. Соңында, барлық ағаштардың нәтижелері көпшілік дауыс беру (classification) немесе орташа есептеу (regression) әдісі арқылы біріктіріледі. Бұл модель бір ғана шешім ағашына қарағанда анағұрлым тұрақты әрі дәл болжам жасау мүмкіндігі жоғары.

Бұл модельдің басты артықшылықтарының бірі – қайта оқыту (overfitting) мәселесін азайту. Бір шешім ағашы оқытылуда мәліметтерге тым бейімделіп, жаңа деректерге жалпылау жасау қабілетін жоғалтуы мүмкіндігіне ие. Ал, кездейсоқ орман бірнеше ағаштың шешімдерін біріктіру арқылы жалпылау қабілетін жақсартады және нәтижелердің тұрақтылығын қамтамасыз ету мүмкіндігі жоғары.

Академиялық үлгерімді болжауда кездейсоқ орман үлкен деректер жиындарымен жақсы жұмыс істейді және білім алушылардың үлгеріміне әсер ететін негізгі факторларды анықтауға көмектеседі. Бұл әдіс үлгерімі төмен білім алушыларды ерте кезеңде анықтап, әкімшілік тарапынан қажетті қолдау көрсетуге мүмкіндік туғызады.

Кездейсоқ орман моделі – болжамдардың дәлдігін арттыратын, тұрақты және сенімді МО моделі. Модель білім беру аналитикасында кеңінен

қолданылып, оқу нәтижелерін жақсарту стратегияларын әзірлеуде маңызды әмбебап құралға айналууда.

5. Градиентті күшейту (Gradient Boosting) – болжамның дәлдігін арттыру үшін бірнеше әлсіз модельдерді (мысалы, шешім ағаштарын) кезектесе біріктіретін ансамбльдік модель. Бұл процесс дәйекті түрде орындалады: әрбір жаңа модель алдыңғы модельдердің жіберген қателеріне назар аудара отырып, оларды түзетуге үйренеді [131].

Градиентті күшейту кезінде әрбір келесі модель алдыңғы модельден қалған қателерді (residual errors) болжауға тырысады. Бұл процесс градиентті түзу бойынша қателерді азайтатындықтан, болжамдардың жоғары дәлдігі қаматамасыз етіледі.

Академиялық үлгерімді болжауда градиентті күшейту білім алушылардың оқу нәтижелеріне әсер ететін негізгі факторларды анықтауға және оларды дәл бағалау мүмкіндігі жоғары. Бұл модель үлгерімі төмен білім алушыларды ерте кезеңде анықтап, оларға алдын ала көмек көрсету үшін тиімді қолданылады.

Градиентті күшейту шешім ағаштарына қарағанда анағұрлым нақты, есептеу тұрғысынан күрделі модель. Модель үлкен көлемдегі күрделі деректермен тиімді жұмыс істейді, сондықтан білім беру аналитикасында кеңінен қолданылады.

6. Нейронды желілер (Neural Networks) - адам миының жұмыс принципіне ұқсас көпқабатты құрылымға негізделген машиналық оқыту моделі. Бұл модель білім алушылардың академиялық үлгерімі арасындағы күрделі қатынастарды модельдеу үшін кеңінен қолданылады [132].

Нейрондық желілер бірнеше қабаттан тұратын жасанды нейрондардан құралған. Әрбір қабат деректерді өңдей отырып, келесі қабатқа ақпарат береді. Терең нейрондық желілер (Deep Neural Networks) күрделі заңдылықтарды тиімді түрде үйрене алады және үлкен көлемдегі деректермен жұмыс істегенде жоғары дәлдік көрсетеді.

Академиялық үлгерімді болжауда нейрондық желілер білім алушылардың оқу нәтижелеріне әсер ететін факторларды талдай отырып, олардың болашақ үлгерімін дәлірек болжауға мүмкіндік береді. Бұл әдіс үлкен және күрделі деректер жиындарында тиімді, өйткені ол стандартты статистикалық әдістерге қарағанда анағұрлым күрделі заңдылықтарды анықтайды.

Нейрондық желілердің есептеу ресурстарына жоғары талап қоюы және үлкен көлемді оқыту деректерін қажет етуі оны барлық жағдайларда қолдануға шектеу қою мүмкіндігіне ие. Бірақ, деректер жеткілікті болғанда, бұл модель білім беру аналитикасында жоғары тиімді нәтижелер береді және оқу үдерісін жекелендіру үшін маңызды құрал болады.

Цифрлық трансформация дәуірінде үлкен деректермен жұмыс жасағанда, мәліметтер сапасын жақсарту және үлгілеу нәтижелерінің дәлдігін арттыру үшін фильтрация (сүзгілеу) әдістері маңызды рөл атқарады.

Машиналық оқытуда фильтрация – бұл деректерді алдын ала өңдеу кезеңіндегі негізгі қадамдардың бірі, оның басты мақсаты – пайдалы ақпаратты бөліп алып, қажетсіз немесе кедергі келтіретін элементтерді жою.

Фильтрация әдістері кең мағынада екі негізгі бағытта қолданылады:

1. Мәліметтерді алдын ала өңдеуде – шуды жою, ақаулы, толық емес немесе қайталанатын жазбаларды алып тастау. Мысалы, машиналық оқыту модельдерімен когнитивтік дағдыларды болжау үдерісінде толымсыз немесе шулы деректер нақты нәтижеге кедергі келтіруі мүмкін. Сондықтан деректерді сүзу арқылы модельдің болжам сапасы едәуір артады. Аутлайерлерді (outlier) алып тастау және деректерді қалыпқа келтіру алдын ала өңдеудің сапасын арттырып, оқу нәтижелерін неғұрлым дәл болжауға септігін тигізеді [133].

2. Ұсынымдық жүйелерде – пайдаланушыға мазмұн ұсыну үшін деректерді сүзгілеу.

Цифрландыру үдерісі аясында ЖИ мен машиналық оқытудың әдістері, соның ішінде ұсынымдық жүйелер (recommender systems), оқыту процесін дербестендіру мен тиімділігін арттыруда маңызды орынға ие.

Бұл жүйелер пайдаланушының мінез-құлқын болжау және жеке ұсыныстар беру үшін деректерді сүзгіден өткізеді. Мұнда үш негізгі фильтрация тәсілі қолданылады:

Контентке негізделген фильтрация (Content-based filtering). Бұл әдіс пайдаланушының өткен таңдаулары негізінде жаңа мазмұндарды ұсынады. Білім алушы бұрын қандай оқу модульдерін таңдағанына қарай, жүйе соған ұқсас модульдер ұсына алады. Мұнда деректер векторлық кеңістік үлгісіне түрлендіріліп, ұқсастық (cosine similarity) арқылы бағаланады.

Коллаборативті фильтрация (Collaborative filtering–CF). Бұл тәсіл пайдаланушылар арасындағы ұқсастықты есептеу арқылы жүзеге асады. Яғни, ұқсас пайдаланушылар бір-біріне сәйкес мазмұнмен ұсынылады. Бұл әдіс әсіресе MOOC платформасында (Coursera, EdX) кеңінен қолданылады.

Гибридтік фильтрация. Контентке негізделген және коллаборативті фильтрация әдістерін біріктіру арқылы жүйенің тиімділігі артады. Мұндай гибридтік тәсілдер ұсыныстардың дәлдігін жоғарылатады.

Білім беру саласында фильтрация әдістері бірнеше мақсатта қолданылады:

– LMS – платформаларындағы білім алушылардың белсенділігін талдау кезінде артық және жалған әрекеттерді жою арқылы жүйелік деректердің тазалығы қамтамасыз етіледі [134];

– Академиялық үлгерімді болжау үшін машиналық оқыту әдістері аясында аномалиялық нәтижелерді алып тастау қажет. Бұл модельдің жалпылау қабілетін жақсартады және қате жіктеуді азайтады [135];

– Оқу контентін дербестендіру және бейімделу жүйелерін құруда, сүзгілеу әдістері білім алушының өткен әрекеттері мен үлгеріміне қарай релевантты ресурстарды ұсынуға мүмкіндік береді [136];

– Топтық оқу барысында ұқсас мінез-құлықтағы білім алушыларды сәйкестендіру, яғни бірдей оқу стилі мен үлгісін көрсеткен білім алушыларды біріктіру үшін фильтрация кластерлеу және ұқсастық өлшемдерімен үйлесім қолданылады [137].

Білім беруде кеңінен қолданылатын модель *коллаборативті фильтрация*.

CF бұл пайдаланушының қызығушылығы мен мінез-құлқына ұқсас басқа пайдаланушылардың әрекеттеріне сүйене отырып, жеке ұсыныстар жасауға бағытталған модель. CF ұсыныстық жүйелердің кең таралған түрі болып табылады және білім беру технологияларында дербестендірілген оқыту тәжірибесін қамтамасыз етудің негізгі құралдарының біріне айналууда.

CF моделінің негізінде ұқсастық қағидаты (principle of similarity) жатыр, яғни бір-біріне ұқсас пайдаланушылардың ұқсас ресурстарға қызығушылық танытатыны болжанады. Бұл модель пайдаланушының өткен әрекеттері мен басқа пайдаланушылардың ұқсас таңдауларын салыстырып, жаңа мазмұнды немесе білімділік ресурсты ұсыну мүмкіндігі жоғары. Коллаборативті фильтрацияның басты артықшылығы – ол ұсыныс жасау үшін контент мазмұнын емес, тек пайдаланушының мінез-құлқына негізделеді [127, б.9-11].

CF моделі көбіне *пайдаланушы-объект матрицасы* (user-item interaction matrix) түрінде ұсынылады. Бұл матрицада әр пайдаланушының қандай объектімен (мысалы, курс, тест, бейнематериал, мақала) қалай әрекеттескені (бағалау, уақыт, көру саны, жауап беру нәтижелері) белгіленеді. Матрицада пайдаланушылар мен элементтер арасындағы ұқсастық көрсеткіштері есептеледі. Ең жиі қолданылатын ұқсастық өлшемдері:

Косинустық ұқсастық (Cosine similarity) (2)

$$\text{Cosine Similarity } \cos(\theta) = \frac{\vec{A} \cdot \vec{B}}{\|\vec{A}\| \|\vec{B}\|}, \quad (2)$$

мұндағы: $\vec{A} \cdot \vec{B}$ – екі вектордың скаляр көбейтіндісі (dot product);

$\|\vec{A}\|$ және $\|\vec{B}\|$ – сәйкесінше векторлардың Евклидтік нормалары (ұзындықтары);

θ – екі вектор арасындағы бұрыш.

Пирсон корреляция коэффициенті (Pearson correlation) (3):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (3)$$

мұндағы: x_i, y_i – екі айнымалының сәйкес мәндері;

\bar{x}, \bar{y} – сәйкесінше x және y айнымалыларының орта мәндері;

n – бақылаулар саны;

r – Пирсон корреляция коэффициенті (ол [-1,1] аралығында жатады).

Жаккар ұқсастығы (Jaccard similarite) (4):

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}, \quad (4)$$

мұндағы: A және B – екі жиын;

$|A \cap B|$ – A мен B жиындарының қиылысуындағы элементтер саны;
 $|A \cap B|$ – A мен B жиындарының бірігуіндегі бірегей элементтер

саны.

Коллаборативті фильтрация екі негізгі бағытта жүзеге асады:

1. Пайдаланушыға негізделген фильтрация (*User – based CF*) – пайдаланушының ұқсастығы негізінде ұсыныс жасайды. Яғни, бір пайдаланушыға басқа ұқсас пайдаланушылар таңдаған оқу ресурстары ұсынылады.

2. Элементке негізделген фильтрация (*Item – based CF*)- пайдаланушы бұрын таңдаған элементтерге ұқсас ресурстарды ұсынады. Бұл модель масштабталуы мен есептеу тұрақтылығы тұрғысынан тиімді болып саналады.

Білім беру саласында бұл әдіс оқу ресурстарын, курстарды, оқу тапсырмаларын немесе бағалау материалдарын бейімдеп ұсыну үшін қолданылады. CF моделінің енгізілуі білім алушылардың оқу процесіне деген мотивациясын арттыруға, оқу материалының релеваттылығын күшейтуге және жеке оқу траекторияларын қалыптастыруға ықпал етеді.

Академиялық үлгерімді болжау деректерге негізделген басқарудың негізгі ретінде қарастырылады. Бұл жерде білім алушының өткен оқу нәтижелері, сабаққа қатысуы, LMS – платформаларындағы белсенділігі және әлеуметтік – эмоционалдық көрсеткіштері сияқты деректер модельдерге енгізіледі. Мұндай модельдердің дәлдігі деректер сапасына және қолданылатын алгоритм түріне тікелей тәуелді. Осы контексте CF моделі білім алушылар арасындағы ұқсастыққа сүйене отырып, болжау және ұсыным жасау үшін тиімді тәсіл ретінде кеңінен қолданылып келеді.

Коллаборативті фильтрация әдісі білім беру аналитикасы мен машиналық оқыту технологияларын тиімді біріктіруге жол ашады. Бұл тәсіл академиялық үлгерімді болжауда, оқу процесін бейімдеуде және білім алушыға бағытталған білім беру стратегияларын дамытуда маңызды орынға ие.

Академиялық үлгерімді болжау міндеті – білім алушының болашақ оқу үлгерімдерін алдын ала анықтау. Бұл үшін машиналық оқытудың әртүрлі әдістері: логистикалық регрессия, шешім ағаштары, нейрондық желілер, SVM және ансамбльдік тәсілдер қолданылады. Алайда, бір ғана әдіс нақты нәтижеге қол жеткізуде жеткіліксіз болуы мүмкін. Сондықтан, *гибридтік тәсілдер*, мысалы, нейрондық желілер мен шешім ағаштарын біріктіру немесе матрицалық факторизация мен коллаборативты фильтрацияны үйлестіру – деректердің күрделілігін ескеріп, болжамның сапасын жақсартады.

Зерттеулер көрсеткендей, гибридік модельдер білім алушылардың оқу нәтижелерін дәлірек болжауға, тәуекел топтарын ерте анықтауға және дербестендірілген оқыту стратегияларын әзірлеуге мүмкіндік береді. Мысалы, кейбір зерттеу жұмыстарында Decision Tree + Neural Network комбинациясы, немесе SVM + k – NN ансамбльдері жоғары дәлдік көрсеткен. Бұл тәсілдер үлкен деректермен жұмыс істеу қабілетіне ие және үнемі жанартылып отыратын оқу орталарында тиімді жұмыс істейді.

Гибридік модельдер деректерді өңдеу, үлгілеу және болжау кезеңдерінде бірнеше машиналық оқыту әдістерін біріктіру арқылы модельдердің дәлдігі мен бейімділігін арттыруға бағытталған. Әсіресе білім беру аналитикасында – яғни, білім алушылардың оқу әрекеттері, қатысымдылығы мен үлгерімі жөніндегі деректерді жинау, өңдеу және интерпретациялауда – бұл әдістер ерекше мәнге ие [127, б.11-13].

Гибридік машиналық оқыту әдістері – білім беру аналитикасы мен интеллектуалды оқыту жүйелерін дамытудағы перспективалы бағыт. Бұл тәсілдер жекелендірілген, дәл және интерпретацияға ыңғайлы модельдер жасауға жол ашады. Олар цифрлық трансформация дәуірінде білім беруді тиімді басқаруға мүмкіндік береді.

Гибридік машиналық оқыту әдістері білім беру аналитикасын жаңа сапалық деңгейге көтеруге, ал академиялық үлгерімді болжау жүйелерін интеллектуалдандыруға мүмкіндік береді. Бұл тәсіл білім алушылардың жеке қажеттіліктерін қанағаттандырумен қатар, оқу процесін оңтайландыру мен нәтижелерге нәтижелерге бағытталған басқару шешімдерін қабылдауда маңызды рөл атқарады.

Білім беру аналитикасының дамуы және үлкен деректердің (Big Data) кең таралуымен бірге машиналық оқыту әдістері академиялық үлгерімді болжау саласында маңызды орынға ие бола бастады. Соңғы жылдары нейрондық желілер, кездейсоқ ормандар және Bayes әдістері сияқты модельдер білім беру зерттеулерінде жоғары нәтижелер көрсетіп, өз тиімділігін дәлелдеді.

Академиялық үлгерімді болжау-білім беру саласындағы өзекті және күрделі міндеттердің бірі. Бұл болжамдар білім алушылардың оқу процесінде кездесуі мүмкін қиындықтарын ерте кезеңде анықтап, оларды жеңу үшін тиімді стратегияларды таңдауға жол ашады. Осыған орай, соңғы жылдары білім алушылар туралы мәліметтерді нақты әрі уақтылы өңдеуге мүмкіндік беретін машиналық оқыту технологияларына деген қызығушылық айтарлықтай артты.

Зерттеулер көрсеткендей, *академиялық үлгерімге* білім алушылардың сабаққа қатысуы, тапсырмаларды орындау белсенділігі, аралық және қорытынды емтихан нәтижелері, оқыту әдістері, мотивация деңгейі және когнитивтік қабілеттері сияқты көптеген факторлар ықпал етеді. Осы факторларды жан-жақты талдау арқылы білім беру процесін жекелендіріп, әрбір білім алушының қажеттіліктері мен қабілеттеріне бейімделген жеке оқу траекторияларын жасауға мүмкіндік туады. Сонымен қатар, мұндай тәсіл білім сапасын арттыруға, білім алушылардың әлеуетін толық ашуға және жалпы білім беру жүйесінің тиімділігін жоғарылатуға ықпал етеді.

Машиналық оқыту әдістерін қолдану тек үлгерімді болжаумен шектелмей, жалпы білім беру стратегиясын оңтайландыру мен шешім қабылдауды қолдаудың қуатты құралына айналып келеді.

Біз бұл тармақшада ЖОО білім алушыларының академиялық үлгерімін болжауда қолданылатын модельдер мүмкіндіктері ғылыми-әдістемелік тұрғыда зерделеніп, машиналық оқыту мен статистикалық талдау модельдерді оқыту үдерісінде қолданылуға ұсынылады.

Бірінші бөлімде «Информатика» білім беру бағдарламасы аясында білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау – қазіргі білім беру ғылымның өзекті бағыттарының бірі ретінде қарастырылып, оның теориялық негіздері жан-жақты зерделенді. Ғылыми-зерттеу нәтижесінде білім алушылардың үлгерімінде психологиялық, әлеуметтік, экономикалық, педагогикалық және технологиялық факторлардың кешенді түрде әсер ететіндігі айқындалды. Әрбір фактор білім беру деңгейлеріне қарай ықпал ететіні анықталды: мектеп кезеңінде – отбасы мен мұғалімнің қолдауы шешуші рөл атқарса, жоғары оқу орнында – білім алушының ішкі мотивациясы мен қаржылық жағдайының әсері басым болады. Ғылыми зерттеу нәтижелері білім алушылардың үлгерімін болжауда деректерге негізделген тәсілдер мен машиналық оқытудың мүмкіндіктерін пайдаланудың өзектілігі дәлелденді.

Машиналық оқыту модельдерін академиялық үлгерімді болжауда қолдану білім беру жүйесін жетілдірудің тиімді жолдарының бірі ретінде айқындалды. Бұл модельдер оқу үдерісін дербестендіріп, деректерге негізделген нақты болжам жасауға мүмкіндік беретіндігі зерделенді. Машиналық оқыту әдістерін оқу үлгерімін болжауда қолдану білім алушылардың қиындықтарын ерте кезеңде анықтап, оқыту стратегияларын бейімдеуге және сапалы білім алуға жағдай жасауға ықпал етедігі көрсетілді. Қазақстанда бұл бағыттағы ғылыми зерттеулер қарқынды жүргізілуде, адаптивті оқыту жүйелері, үлкен деректерді талдау және ЖИ технологияларын білім беру жүйесіне ендіру бойынша бірқатар ғылыми жұмыстар жариялануда.

Біздің ғылыми зерттеулеріміз МО модельдерін білім беруді цифрлық жаңғыртудың стратегиялық тетігі ретінде қарастырып, олардың тиімділігін теориялық және тәжірибелік тұрғыда негіздеуге бағытталғанының дәлелі деп танылды. Машиналық оқыту мен ЖИ әдістерін білім беру жүйесіне енгізу – оқыту үдерісінің тиімділігін арттыруға бағытталған стратегиялық бағыттардың бірі ретінде танылуы айқындалды. Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда бұл технологиялар нақты әрі сапалы аналитикалық шешімдер қабылдауға мүмкіндік туғызатын жолдары қарастырылды. Ғылыми зерттеулер нәтижелері машиналық оқыту модельдерінің (нейрондық желілер, шешім ағаштары, логистикалық регрессия, Naive Bayes және т.б.) оқыту траекторияларын модельдеуде, білім алушылардың жеке қабілеттері мен даму әлеуетін бағалауда жоғары дәлдік көрсететіні зерделенді.

Оқу аналитикасы саласында жинақталған үлкен көлемдегі деректерді тиімді талдау білім алушылардың академиялық үлгеріміне әсер ететін негізгі факторларды: мотивация деңгейі, сабаққа қатысу белсенділігі, үй тапсырмаларын орындау сапасы, сабақтағы белсенділік, алдыңғы оқу нәтижелері және әлеуметтік-экономикалық жағдайларды дәл әрі кешенді түрде анықтауға мүмкіндік беретіні анықталды. Машиналық оқыту осы факторларды ескеріп, үлгерімі төмен білім алушыларды ерте кезеңде анықтауға және оларға уақытылы педагогикалық қолдау көрсету мүмкіндіктерін айқындады.

ЖИ-ті дамытудың 2024–2029 жылдарға арналған ұлттық тұжырымдамасы, цифрлық білім беру платформаларын жетілдіру және адаптивті оқыту

жүйелерін енгізу сияқты стратегиялық бастамалар аясында Қазақстанда машиналық оқытуды білім беру саласына енгізу бағытында нақты қадамдар жасалып жатқаны айқындалды [67, б.15-27]. Осы үрдісті қолдау мақсатында қазақстандық және шетелдік зерттеушілердің ғылыми еңбектері сараланып, бұл салада озық модельдер мен әдістерді қолданудың тиімділігі мен әлеуеті жан-жақты зерделеніп, нақтыланды.

Біздің ғылыми-әдістемелік зерттеулеріміз шетел мен Қазақстандағы білім беру реформаларының ЖИ негізінде тереңірек меңгеру мен жүйелі дамыту арқылы халықаралық білім кеңістігіне табысты интеграциялануға жол ашады.

Машиналық оқытудың логистикалық регрессия, шешім ағаштары, нейрондық желілер, тірек векторлық машиналар және ансамбльдік әдістер қуатты модельдері білім беру аналитикасының стратегиялық құралы ретінде қарастыруға болатындығы дәлелденді. Бұл тәсілдер білім алушылардың оқу деректеріне негізделіп, үлгерімге әсер ететін факторларды (қатысу белсенділігі, бағалар, тапсырмаларды орындау, т.б.) талдауға және болашақ академиялық нәтижелерді дәл болжауға мүмкіндік беретіндігі зерделенді. Осы модельдердің әрқайсысының артықшылықтары мен шектеулері және оларды тиімді қолдану арқылы оқытушылар оқу процесін оңтайландырып, үлгерімі төмен білім алушыларға дер кезінде қолдау көрсету мүмкіндіктері айқындалды.

Машиналық оқыту модельдері білім беру жүйесін интеллектуалдандыруға, жеке оқу траекторияларын қалыптастыруға және оқу сапасын арттыруға бағытталған заманауи, ғылыми негізделген шешім болып табылатындығы айқындалды.

Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқытуды қолдану әдістемесін келесі бөлімде қарастыратын боламыз. Келесі бөлімдегі 2.1 тармақшасында білім беру деректерін жинау және алдын ала өңдеудің мақсаты мен қажеттілігін, 2.2 тармақшасында академиялық үлгерімді болжауда машиналық оқытудың жетілдірілген гибридтік моделін қолданудың әдіс-тәсілдерін, 2.3 тармақшасында педагогикалық экспериментті ұйымдастыру және өткізуін кеңінен қарастыратын боламыз.

2 БІЛІМ АЛУШЫЛАРДЫҢ АКАДЕМИЯЛЫҚ ҮЛГЕРІМІН БОЛЖАУДА МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУДЫ ҚОЛДАНУ ӘДІСТЕМЕСІ

2.2 Білім беру деректерін жинау және алдын ала өңдеудің мақсаты мен қажеттілігі

Заманауи білім беру жүйесінде оқу үдерісін тиімді ұйымдастыру және білім алушылардың үлгерімін болжау үшін деректерді жинау және өңдеу аса маңызды рөл атқарады. Білім беру мекемелері білім алушылардың сабаққа қатысуы, бағалары, тест нәтижелері, оқу материалдарын пайдалану белсенділігі сияқты көптеген мәліметтерді жинақтайды. Білім беру жүйесіндегі деректерді жинау және алдын ала өңдеу үдерісі қазіргі уақытта педагогикалық зерттеулердің маңызды кезеңі болып саналады.

Білім беру саласында деректерді жинау мен алдын ала өңдеудің маңызды мақсаттарының бірі – академиялық үлгерімді болжамдау арқылы оқыту процесін оңтайландыру болып табылады. Бұл тәсіл білім алушылардың болашақтағы оқу нәтижелерін, оқу жетістіктеріндегі өзгерістерді және оқудағы тәуекелдерді анықтауға мүмкіндік береді. Оқу барысында жинақталған тарихи деректер негізінде машиналық оқыту алгоритмдері мен білім беру аналитикасы құралдары білім алушылардың академиялық үлгерімін дәл болжауға жағдай жасайды [106, б.12-13].

Мұндай болжамдар оқытушылар мен білім беру мекемелеріне тәуекел тобына жататын білім алушыларды ерте кезеңде анықтауға көмектеседі, бұл өз кезегінде алдын алу шараларын уақытылы қабылдауға және жеке қолдау көрсету стратегияларын әзірлеуге мүмкіндік береді. Сонымен қатар, болжамдау моделдері оқу орталарының дербестендірілуіне және білім сапасын арттыруға ықпал етеді [81, б.10-27]. Білім беру деректерін тиімді пайдалану үшін олардың сапасы мен сенімділігі ерекше маңызды. Жинақталған бастапқы деректер жиі толық емес, қайталанатын немесе қате мәндерден тұрады. Мұндай кемшіліктер аналитикалық нәтижелердің дәлдігіне кері әсер етеді. Сондықтан деректерді алдын ала өңдеу, яғни тазарту, құрылымдау және нормализациялау қадамдары арқылы олардың дәлдігі мен толықтығын қамтамасыз ету – аналитикалық жүйелердің сенімділігі мен тиімділігінің негізі болып табылады [106, б.14-15].

Машиналық оқыту алгоритмдері, әсіресе классификация, кластерлеу және регрессиялық модельдер сапасыз немесе өңделмеген деректер негізінде жұмыс істеген жағдайда, болжамдық дәлдігі төмендейді, ал нәтиже интерпретациясы бұрмалануы мүмкін [138]. Алдын ала өңделген және сапалы деректер модельдердің өнімділігін арттырумен қатар, оқу процесі туралы нақты қорытындылар жасауға мүмкіндік береді.

Сонымен қатар, дұрыс құрылымдалған деректер білім беру ұйымдарына ресурстарды үнемдеуге жағдай жасайды. Олар есептік жұмыстарды автоматтандыру, визуализациялау және шешім қабылдау процестерін едәуір жеңілдетіп, талдаудың жылдамдығы мен тиімділігін арттырады [105, б. 4-7].

Сапалы өңделген деректер әділ бағалау жүйелерін қалыптастырудың алғышарты болып табылады. Олар барлық білім алушылар үшін тең мүмкіндіктерге негізделген академиялық бағалау жүйесін құруға көмектеседі.

Бұл әсіресе инклюзивті білім беру және әлеуметтік әділдік принциптерін сақтауда маңызды [139].

Білім беру деректерін жинау және алдын ала өңдеудің қажеттілігі білім беру процесінің сапасын арттыруда маңызды рөл атқарады. Алдымен, деректердің сенімділігі мен сапасын арттыру үшін бастапқы қателіктер мен жетіспеушіліктер жойылып, ақпарат нақтыланады. Бұл машиналық оқыту алгоритмдерінің нәтижелерін бұрмалаудан қорғап, олардың тиімділігін арттырады. Сонымен қатар, құрылымдалған деректер аналитикалық есептер мен шешім қабылдау үдерістерін оңайлата отырып, уақыт пен ресурстарды үнемдейді. Ақырында, әділ бағалау жүйесін қалыптастыруға жол ашып, білім алушылар үшін тең мүмкіндіктер жасайды.

Деректерді тиімді пайдалану үшін оларды алдын ала өңдеу, құрылымдау және тазарту қажет. Деректерді өңдеудің негізгі кезеңдері:

- деректерді жинау – әртүрлі көздерден (электрондық күнделіктер, онлайн платформалар, емтихан нәтижелері) ақпарат алу;
- деректерді тазарту – қайталанатын, толық емес немесе қате жазбаларды сүзгілеу;
- құрылымдау және түрлендіру – деректерді талдауға ыңғайлы форматқа келтіру.

Білім беру жүйесінде үлкен деректерді (Big Data) өңдеу мен талдау оқыту процесінің тиімділігін арттыру үшін кеңінен қолданылады.

Білім беру деректерін талдау және Education Data Mining (EDM)

Заманауи білім беру жүйесінде үлкен деректерді өңдеу мен талдау маңызды орын алады. Осы салада Education Data Mining (EDM) – білім беру деректерін талдау және оларды тиімді пайдалану әдістері ерекше мәнге ие. Бұл модель оқу нәтижелерін болжау, білім алушылардың үлгерімін сараптау және жекелендірілген оқыту траекторияларын құру үшін қолданылады.

EDM әдістері білім беру үдерістерін жетілдіруге көмектеседі, олар:

- академиялық үлгерімді болжау – білім алушының оқу үлгерімдерін алдын ала бағалау;
- оқытудың тиімділігін талдау – қай әдістер білім алушыларға жақсы әсер ететінін анықтау;
- білім алушылардың мінез-құлқын зерттеу – олардың оқу платформаларындағы белсенділігіне негізделген дербес оқыту стратегияларын әзірлеу.

Білім беру деректерін жинау, алдын ала өңдеу және талдау оқыту үдерісін жетілдірудің маңызды қадамдары болып табылады. Бұл тәсілдер білім сапасын арттыруға, оқытуды жекелендіруге және білім алушылардың академиялық үлгерімдерін жақсартуға мүмкіндік береді.

EDM-нің дамуы соңғы 20 жыл ішінде бірнеше маңызды кезеңдерден өтті. *Бірінші кезең* деректердің көбеюімен байланысты. Инновациялық идеялардың, ақпараттық технологиялардың дамуы және цифрлік трансформацияның кең етек алуы білім беру жүйесінде үлкен көлемдегі деректердің жинақталуына әкелді. Осы ретте, электрондық күнделіктер, жоғары оқу орындарындағы оқу үдерісін басқаратын ақпараттық жүйелер, арнайы даярланған онлайн-курс

платформалары және автоматтандырылған тестілеу жүйелері деректердің негізгі көздеріне айналды.

Екінші кезең машиналық оқыту әдістерінің пайда болумен байланысты. Ашып айтқанда, машиналық оқыту алгоритмдері, соның ішінде нейрондық желілер мен терең оқыту әдістері EDM саласында қолданылды. Осы көрсетілген әдістер арқылы мәліметтерді өте жылдам әрі тиімді талдауға мүмкіндік туды.

Үшінші кезең академиялық зерттеулердің дамуымен байланысты. Соңғы онжылдықта EDM мәселелеріне арналған ғылыми-зерттеу институттары мен халықаралық деңгейдегі конференциялар пайда болды. Инновациялық әдістер мен цифрландыру процесіне бейімделген құралдарды әзірлеу - саланың негізгі қозғаушы күшіне айналды [140].

Жоғарыда келтірілген мәліметтер EDM-нің қазіргі таңдағы ерекше маңыздылыққа ие екендігін тағы бір дәлелдей түседі. Бұл - оқыту және оқу процесін жеңілдететін, сонымен қатар, тиімді ететін технология болып табылады. Еліміздің барлық секторлары, тіпті мемлекеттік басқарудың өзі цифрлық трансформациядан өтіп жатқандығын ескеретін болсақ, бүгінгі таңда EDM білім беру жүйесін цифрландырудың маңызды элементіне айналды.

EDM жүйелерін қолдану салаларын төмендегідей етіп топтастыруға болады:

– орта білім беру мекемелері (мектептер, лицей, гимназиялар және т.б.) мен орта арнаулы білім беру мекемелері (колледждер): негізгі мақсат - оқу үлгерімін бақылау және талдау, білім алушыларға қосымша білім беру қажеттіліктерін анықтау;

– жоғары оқу орындары: негізгі мақсат - университет білім алушыларының академиялық үлгерімдерін болжау, оқу материалдары мен курстардың тиімділігін бағалау, білім сапасын көтеру;

– онлайн білім беру платформалары: негізгі мақсат - үлкен көлемдегі деректерді өңдей отырып, пайдаланушылардың мінез-құлық үлгілерін анықтау, оқыту процесін барынша тиімді етіп ұйымдастыру;

– корпоративтік оқыту: негізгі мақсат – білім беру жүйесіндегі қызметкерлердің, оқытушылардың, мұғалімдердің біліктілігін арттыру және оқу бағдарламаларын оңтайландыру.

EDM жүйесі машиналық оқыту әдістерін қолдану арқылы білім алушылардың білім деңгейін болжауда ерекше әлеуетке ие. EDM – бұл білім беру саласындағы үлкен көлемдегі деректерді (мәліметтерді) жинап, талдап, белгілі бір үлгілер мен заңдылықтарды анықтауға бағытталған ғылым. EDM технологиялары оқыту процесін жақсарту, білім алушылардың нәтижелерін болжау және білім беру әдістерін жетілдіру үшін қолданылады. Яғни бұл – білім беру саласында мәліметтерді талдау және болжау мақсатында, соның ішінде, білім алушылардың үлгерімі мен мінез-құлықтары туралы деректерді жинап, оны талдап, оқыту процесін жетілдіру, деректерге негізделген шешімдер қабылдау арқылы білім алушылардың қажеттіліктерін қанағаттандыру, оқу

процесінің, білім беру ұйымдарының тиімділігін жоғарылатуға бағытталған құралдар жиынтығы.

EDM жүйесі келесі бағыттармен ұштаса отырып жиі қолданылады: оқу мазмұнын бейімдеу, білім беру үдерісін оңтайландыру, құндылықтарды анықтау, оқу үдерісінің мәселелерін диагностикалау. EDM жүйелерінің бүгінгі таңда қолданыс аймағы өте ауқымды. Ең бірінші кезекте EDM академиялық көрсеткіштерді бақылауда қолданылады. Бұл ретте EDM құралдары өте тиімді және пайдалы болып келеді. Білім алушылар жайында нақты және толық деректердің болуы тек оқытушыларға емес, сонымен бірге, ата-аналарға да дұрыс түрде ақпараттық шешімдер қабылдауға көмектеседі. EDM жүргізетін талдаулар негізінде білім алушыларға ең көп қиындық туғызатын тақырыптарды автоматты түрде анықтауға болады [141].

Оқу мазмұнын бейімдеу, оқыту материалдарын әзірлеу барысында да EDM әдістері қолданылады. Оқу платформалары білім алушылардың қызығушылығына сәйкес материалдарды автоматты түрде ұсынады. Осының нәтижесінде оқыту материалдарының тиімділігі арта түседі. EDM-нің тағы бір ұтымды қыры – оқытушылар, мектеп мұғалімдері, арнайы курс жаттықтырушылары үшін кеңес беру жүйелері қамтылған. Осы тұста EDM мұғалімдер үшін әр білім алушыға бейімделген оқу жоспарын жасауға мүмкіндік береді. Мұндай тәсіл әртүрлі оқу әдістемелерін салыстыруға және олардың тиімділігін егжей-тегжейлі талдауға көмектеседі. EDM әдістері арқылы білім алушылардың білім деңгейін анықтау нәтижесінде білім алушылардың болашақ жетістіктерін жоспарлауға мүмкіндік туады. Сондай-ақ, нәтижесі төмен болған білім алушыларды анықтап, оларға жеке дара көмек көрсетуге, білім деңгейін көтеруге бағытталған арнайы тапсырмалар мен теориялық материалдарды ұсынуға мүмкіндік бар. Ғылыми-зерттеулер негізінде білім алушылар үшін қосымша курстар да ұйымдастырылады. Сонымен қатар, EDM оқытушылардың жұмысын тиімді ететін инновациялық тәсілдер мен құралдарды ұсынады. Атап айтқанда, оқу бағдарламаларын деректер негізінде жетілдіруге мүмкіндік ашады, сондай-ақ, оқу материалдарын әзірлеу мен бағалауды автоматтандырады. Білім беру барысында туындайтын қиындықтарды ерте кезеңде анықтау EDM жүйелерінің негізгі артықшылығы болып табылады [142].

Құндылықтарды анықтау барысында білім алушылардың психологиялық жағдайын анықтауға және бағалауға болады. Мұндай әрекеттер білім алушылардың мінез-құлықтары мен қабілеттері туралы деректерді толыққанды талдап, олардың оқу барысындағы қажеттіліктерін түсінуге көмектеседі. Бұл деректер білім алушылардың болашақ мамандықтарына немесе таңдалған салаға бейімділік деңгейін анықтауға мүмкіндік береді. Тіпті, білім алушылардың күйзеліс жағдайын немесе мотивациясының төмендігін анықтау үшін де EDM әдістерін қолданылады. Яғни, EDM әдістері білім алушылардың психологиялық жәй-күйін анықтауда өте пайдалы [143].

Оқу мазмұнын бейімдеу кезеңінде әр білім алушының өзіндік жеке қажеттіліктеріне сәйкес оқу мазмұнын өзгертуге де мүмкіндік туады. Осыдан

келіп, адаптивті оқу платформаларының жұмыс принциптері іске қосылады. Мұндай тәсілдерді қолдану негізінде білім алушылардың қызығушылығы артып, олардың оқу үдерісіндегі белсенділігі күшейеді [144].

Оқу материалдарының тиімділігін бағалау.

EDM жүйелері оқу материалдары мен бағдарламаларының білім алушыларға әсерін талдай отырып, қай элементтердің тиімді екенін анықтайды. Мұндай талдау оқу мазмұнын жетілдіру және оны қызықты әрі қолжетімді ету үшін пайдаланылады.

EDM-нің жұмыс жасау структурасын келесі түрде сиппатауға болады: мәліметтер жинау, деректерді талдау және қорытынды жасау.

Мәліметтерді жинау кезеңінде EDM білім алушылар туралы толыққанды ақпараттар жинайды, мәселен, білім алушылардың аралық бақылау, емтихан, тестілеу нәтижелері, сабаққа қатысу деңгейі, оның ішінде сабақтағы белсенділігі, кері байланыс, рефлексия дәрежесі, онлайн платформадағы белсенділігі, қойылған сұрақтарға жауап беру жылдамдығы, тапсырмаларды орындау шапшандығы, үй жұмысын өз бетінше орындау және тақырыпты толық меңгеру уақыты және сапасы туралы мәліметтер. Бұдан кейін, жинақталған ақпараттар негізінде деректерді талдау кезеңі басталады. Яғни, бұл кезеңде барлық мәліметтер арнайы алгоритмдер мен машиналық оқыту әдістері арқылы талданады. Атап айтқанда, жиналған мәліметтер жүйеге тазартылған күйінде, яғни қателіктерсіз енгізіледі. Бұл кезде толық емес мәліметтер жойылып, ақпараттар мәтіндік немесе сандық форматқа көшіріледі. Мәліметтер өз кезегінде бірнеше бағытта өңделіп талданады: сиппаттамалық, диагностикалық, болжамдық, қарастырылған талдаулар. Мұндай талдаулардың нәтижесі білім алушылардың әлсіз тұстарын анықтауға, педагогтар мен білім алушылардың арасындағы байланысты өнімді етуге, оқу жоспарын жетілдіруге, білім беру сапасын арттыруға арналған негізгі стратегиялық шешімдерді қабылдауға мүмкіндік береді [145].

EDM талдаулары негізінде білім алушылар мен оқытушыларға нақты ұсыныстар бере отырып, оқу процессін оңтайландыруға, сонымен қатар, жеке дара әр білім алушының білім алу үдерісін тиімді ұйымдастыруға үлкен мүмкіндіктер бар. Нақты мысалмен келтіретін болсақ, информатика білім беру бағдарламасы бойынша білім алушылар туралы деректер бар делік, EDM талдауын қолдана отырып, білім алушы үшін дәл қай тақырыптар қиындық туғызатынын анықтауға болады. Қайсы білім алушыға қосымша дайындық қажет екендігін айқындауға мүмкіндік бар. Білім алушы белгілі бір пән бойынша сұрақтарға, тесттерге екі не одан көп ретте дұрыс жауап бере алмаса, жүйе оның информатика білім беру бағдарламасы бойынша бағыты әлсіз екенін анықтап, оқытушыға хабарлайды. Оқытушы, өз кезегінде уақытылы көмек көрсетуге мүмкіндігі бар. Білім алушылардың оқу деңгейін көтеруге ықпал жасалынады. EDM-нің негізгі құндылығы да осында.

EDM жүйесі негізінде сабаққа қатысу арқылы талдау жасауға да болады. Бұл кезде аталған жүйе білім алушылардың сабаққа, дәріске қатысу деректерін талдай отырып, олардың оқу үдерісіне қатысу деңгейін анықтай алады. Білім

алушы оқу үдерісіне 30-40% жағдайда қатыспайтын болса, жүйе бұл жағдайды ОПК-ға ескерту ретінде ұсынады. Нәтижесінде, білім алушының артта қалуына жол берілмейді [146].

EDM-нің тағы бір құндылығы – әр білім алушының оқу қарқыны мен үлгерім деңгейіне қарай жеке білім жолын беру, яғни, жеке оқу траекторияларын ұсынуы болып табылады. Оқытуды дербестендіру арқылы жүйе әр білім алушыға дербес модель ұсынады. Модель білім алушының ақпаратты қай түрде жақсы қабылдауын анықтап, тереңірек зерттеу жүргізуге қабілетті. Бұл ақпаратты қабылдау жолдарына бейімделген жаңаша визуализация, инфографика және адаптивті бейнематериалдарды ұсынуға жағдай жасайды [147].

Модель тек үлгерімі төмен білім алушылардың деңгейін көтеруге ғана емес, сондай-ақ, деңгейі анағұрлым жоғары білім алушылардың білім деңгейін одан әрі дамыту шыңдау үшін де сәтті қолданылады. Білім алушыларға интеллектуалды талаптары жоғары сынақтар, практикалық жұмыстар, жаттықтыру материалдары, тапсырмалар кешені беріліп, шығармашылық жұмыстар ұсынылады. Сәйкесінше, оқу жылдамдығы мен тақырыпты меңгеру деңгейі төменірек білім алушыларға аса қиын емес, орта тапсырмалар берілуі мүмкін.

Деректерді талдау нәтижесінде, білім алушылардың әлсіз жақтарын айқындауға, оқытушы мен білім алушылардың арасындағы байланысты өнімді етуге ықпалды жағдайлар жасалады. Сонымен қатар, білім беру үрдерісін оңтайландыруға, тиімді түрде дамытуға, атап айтқанда, оқу жоспарын жетілдіруге, оқу нәтижелерін жақсарту үшін түрлі оқу кешендерін әзірлеуге және оны ұтымды пайдалануға, білім сапасын көтеруге арналған қысқа және ұзақ мерзімді стратегиялық шешімдер қабылдауға кең мүмкіндіктер туады. Жоғарыда сипатталған мәліметтер мен келтірілген мысалдар EDM-нің оқу үлгерімді болжаудағы тигізер көмегінің өте ауқымды екендігін дәлелдейді.

EDM талдауының негізінде әр білім алушыға жеке дара, оның сабақты меңгеру деңгейіне сәйкес келетін, қосымша оқыту материалдары мен арнайы курстарды да ұсынады. EDM жүйесі оқытушыға әр білім алушы туралы дербес талдаулар береді. Өз кезегінде, жіті жасалған талдаулар нәтижесі оқытушыға дер кезінде әрекет етіп, сыныптағы немесе белгілі бір топтағы білім алушының оқу деңгейін теңестіру үшін дұрыс шешім қабылдауға көмектеседі. Бұл іс-әрекет дәстүрлі оқу кабинеттерінде, оффлайн жүйесінде ғана емес, сонымен қатар, онлайн білім беру платформаларында да қолданылады. *Coursera* немесе *Khan Academy* секілді платформалар EDM-ді пайдаланады. Егер білім алушы бір тақырыпты немесе бір тарауды толық меңгермесе, платформа автоматты түрде сол тақырыпқа немесе тарауға байланысты қосымша материалдар мен тапсырмалар ұсынады [148].

EDM университеттердегі білім алушылардың академиялық үлгерімін және жағдайын қадағалау үшін пайдаланады. Мысалы, егер білім алушы бірнеше апта бойы дәрістерге (немесе зертханалық, практикалық, семинар сабақтарына) қатыспаса, жүйе автоматты түрде академиялық кеңесшіге хабар береді [149].

Мектептердегі білім алушылар үшін EDM үй тапсырмаларын орындау уақытын талдай отырып, білім алушының үлгерімін болжауға мүмкіндік береді. Егер білім алушы үй тапсырмасын мүлдем орындамай жүрсе немесе кешіктіріп орындайтын болса, бұл оның сабаққа деген мотивациясының төмендеуін көрсетіп, мұғалімдерге қосымша көмек көрсетуге белгі береді. Сондықтан EDM білім алушылар мен оқытушылар үшін аса маңызды. [150].

EDM жүйесі қазіргі таңдағы цифрландырудың маңызды элементі болып табылады. Бұл жүйе білім беру процестерінің дәлдігі мен болжамдылығын қамтамасыз етеді. EDM-нің білім беру процесін жақсартудағы, оны тиімді етудегі, білім беру әдістерін жетілдірудегі елеулі рөлін ескерсек, болашақта EDM жүйелері білім саласында айтарлықтай маңызға ие.

МО мен EDM технологияларының бірлестігі білім берудің сапасын арттырып, әрбір білім алушылардың жеке қажеттіліктерін ескере отырып, білім беру саласын жақсартуда айырықша маңызды рөл атқарады. Бұл екі жүйенің байланысы білім беру үдерісіндегі цифрлік трансформация жасауда өзінің оңды ықпалын тигізеді. EDM-ді білім беру жүйесінде тиімді қолдану үшін машиналық оқыту алгоритмдері қолданылады. МО және EDM жүйелері өте тығыз байланысты. EDM машиналық оқыту әдістерін қолдана отырып, білім алушылардың білім деңгейін көтеру, оқу үлгерімін болжау, жеке оқу траекторияларын дербестендіру сияқты күрделі мәселелерді шешеді [151].

Машиналық оқыту EDM үшін өте маңызды. Деректер өңделіп, талданғанда EDM үдерісінде үлкен көлемдегі деректер (білім алушылардың бағалары, онлайн белсенділігі, сабаққа немесе арнайы курсқа қатысу статистикасы және тағы басқа мәліметтер) жиналады. Бұл деректерді талдап, нәтижелерді анықтау үшін машиналық оқыту алгоритмдері қолданылады. ЖОО-да білім алушылардың оқуға деген қызығушылығын болжап, олардың үлгерімінің төмендеу ықтималдылығын болжау үшін *Decision Trees* немесе *Random Forest* секілді алгоритмдерді қолдануға болады. Бұл ретте машиналық оқыту үлкен көлемді деректерден күрделі үлгілерді анықтай алады. Мұндай модель білім алушылардың жеке қабілеттеріне байланысты қалыптасқан оқу әдеттерін, әр түрлі үлгілерін және оқу нәтижелерін талдауға мүмкіндік береді. Үлкен деректер жиынтығымен тиімді түрде жұмыс жасау үшін масштабталатын алгоритмдер қажет. МО бұл міндетті оптималды жолдармен шешеді [152].

МО-ның EDM үшін аса маңыздылығы мәліметтер үлгілерін анықтау барысында айрықша білінеді. Өйткені, машиналық оқыту EDM жүйесі үшін деректердегі жасырын заңдылықтарды анықтайды. Мұндай бағыттағы іс-әрекеттер білім алушылардың оқу үлгілері мен оқытушылардың әдістемелік тәсілдерін зерттеуге мүмкіндік береді. Білім беру орындарын қарастыратын болсақ, EDM платформасы білім алушылардың бірнеше пәннен тапсырған тест нәтижелерін талдайды, машиналық оқыту алгоритмдері болса осы талдаулар негізінде білім алушылардың қай пәнді жеңіл меңгеріп, қайсысынан қиналатынын анықтап береді. EDM жүйесі білім алушылардың білімін жақсарту мақсатында бірқатар ұсыныстар жасайды. Қазіргі таңда көптеген ЖОО-да білім алушылардың (білім алушы, докторант, ғылыми ізденуші)

қажеттіліктеріне бейімделген нақты іс-әрекеттер мен шешімдер осы қарастырылып отырған EDM жүйесі бойынша ұсынылады.

МО мен EDM-нің бірлескен жұмысы болжам жасау кезеңінде де қолданылады. EDM болашақ нәтижелерді болжау үшін машиналық оқыту алгоритмдерін қолданады (6-сурет). Бұл - білім алушылардың әлсіз тұстарын алдын ала көруге және оны шешу жолдарын ұсынуға жағдай жасайды.



Сурет 6 – Машиналық оқыту мен EDM арасындағы байланыс

МО білім алушының емтихан барысында бірнеше тақырыпты төмен баллмен тапсырғанын байқаса, ол білім алушының келесі тақырыптарда да төмен нәтиже көрсету ықтималдығын болжап, оқытушының ерте арада қосымша көмек көрсетуге мүмкіндігі болады. МО алгоритмдері білім алушылардың өткен бағалары мен белсенділігіне сүйене отырып, тіпті олардың келесі семестрдегі нәтижелерін болжай алады [153].

Білім алушылардың академиялық үлгерімінің болжамдары негізге алған EDM жүйесі білім беру мекемелеріне, оқытушыларға оқыту технологияларын жетілдіруде бағыт береді. Бұл ретте болжам нәтижелері оқу үдерісін жеке қажеттіліктерге бейімдеу үшін қолданылып, дербестендірілген оқыту траекторияларын жасау қажеттілігі туындайды. Бұл жағдайда МО жеке білім алушыға тән оқу қарқынын анықтап, соған сәйкес тапсырмалар мен оқу материалдарын ұсынады. *Khan Academy* онлайн платформасымен жұмыс жасағанда, МО-ды қолдана отырып, білім алушылардың қай тақырыпты толық меңгермегенін анықтап, соған сәйкес қосымша жаттығулар жиыны ұсынылады. МО мен EDM-нің интеграцияланған әдістері білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда синергиялық тұрғыда әсер беріп, өте тиімді түрде іске асады [154].

EDM бірлескен әдістер онлайн платформалардағы ұсыныс жүйесінде (Recommendation Systems) қолданылады. Ұсыныс жүйесінде EDM машиналық оқыту модельдерін қолданып, білім алушыларға оқу материалдарын ұсынады. Netflix немесе YouTube платформалары таңдаулы фильмдер мен видеолар ұсынылса, EDM оқу платформаларында да білім алушының қажеттіліктеріне

сәйкес бейне дәрістер немесе оқулықтар ұсынылады. Бұл модельдер оқу топтарындағы динамиканы талдау жасау жұмыстарында қолданылады. EDM жүйесі машиналық оқыту арқылы топтағы білім алушының белсенділігі мен қарым-қатынастарын зерттейді. Білім алушылар көмекке мұқтаж екендігін анықтап, оларға жеке жұмыстар береді.

МО модельдерінің тағы бір қолданыс аясы - қашықтықтан оқытудағы мінез-құлықты талдау. МО білім алушылардың онлайн платформалардағы әрекеттерін, атап айтқанда, сабаққа қатысу, тапсырманы орындау уақыты сияқты факторларды талдайды, соған сәйкес іс-әрекет жасайды. Білім алушы жиі дәріске кеш қосылатын болса, жүйе мұғалімге бұл жағдайды ескерту ретінде хабарлай алады [155].

МО мен EDM жүйесінің жұмыстары табиғи тілді өңдеу және талдау (Natural Language Processing – NLP). Табиғи тілді өңдеу – ЖИ мен математикалық лингвистиканың жалпы бағыты. Ол компьютерлік талдау мен табиғи тілдерді синтездеу мәселелерін зерттейді. NLP - компьютерлерге адамзаттың табиғи тілін түсіну, өңдеу және тіпті құрастыру мүмкіндігін беретін ЖИ-дің саласы [156].

Табиғи тіл – бұл адамдар арасындағы аса қажетті қарым-қатынас құралы, яғни сөйлесу, жазу немесе оқу түріндегі тіл. NLP-нің мақсаты – адам тілі мен компьютерлер арасындағы байланысты құру. NLP жүйесі мәтіндер мен сөздерді машиналық түрде талдауға және түсіндіруге мүмкіндік береді. Бұл жағдайда МО мен EDM технологиялары білім беру контексіндегі мәтіндерді жан-жақты талдау үшін қолданылады. Білім алушылардың жазған жауаптары мен пікірлерін NLP арқылы өңдеп, оның сапасын бағалайды. EDM жүйесі эсселерді талдап, олардың тақырыпқа сәйкестігін немесе грамматикалық, стилистикалық қателерін тексеріп бағалай алады [157].

МО мен EDM-нің қосалқы жұмысы табиғи тілді өңдеудің мынадай негізгі аспектілерін қамтиды: мәтінді талдау (Text Analysis), сөз тіркестерін мағыналық өңдеу (Semantic Analysis), табиғи тілді өндіру (Natural Language Generation), сөйлеуді мәтінге айналдыру және керісінше (Speech-to-Text, Text-to-Speech), мәтінді жіктеу (Text Classification)

Мәтінді талдауда компьютер мәтінді құрылымдық тұрғыда қарастырады. Яғни, компьютер сөздерді бөліп алу, сөйлемдерге бөлшектеу, маңызды сөздер мен кілтті тіркестерді анықтау жұмыстарын орындайды. Электрондық поштадағы автоматты сүзгілеу, спам хаттарды анықтау осының нақты мысалы болып табылады.

Сөз тіркестерін мағыналық өңдеу кезінде МО мен EDM-нің бірлескен жүйесі мәтіннің мағынасын түсініп, бүкіл контексті анықтайды. «Жеңіл тапсырма» және «жеңіл машина» деген сөйлемдерді семантикалық тұрғыда ажыратады. Мәтінді жіктеу кезінде берілген мәтінді категорияларға немесе класстарға бөлу қарастырылады. Әлеуметтік желідегі жазбаларды «жағымды», «жағымсыз» деп саралайды [158].

Табиғи тілді өңдеу келесі салаларда қолданылады:

- атоматтандырылған аудармалар (мәтіндерді бір тілден екінші тілге автоматты түрде аудару. Мысалы, Google Translate);
- іздеу жүйелері (Табиғи тілдегі сұрауларға жауап беру үшін қолданылатын жүйелер. Мысалы, Google іздеуде сұрақ қойғанда, нақты және қажетті деректерді іздеу);
- виртуалды ассистенттер (Siri, Alexa, Google Assistant – адамның сұрақтарын түсініп, жауап беретін бағдарламалар);
- сараптама және пікір талдау (Жазбалар немесе пікірлерді позитивті, негативті, не бейтарап деп бағалау. Компаниялардың әлеуметтік желідегі беделін зерттеу);
- чат-боттар мен қызмет көрсету (Автоматтандырылған чат-боттар адамдардың сұрақтарына жауап беру үшін қолданылады. Мысалы, мұндай чат-боттарды деканат жүйесінде қолдануға болады);
- мәтінді толықтыру және генерациялау (Компьютер мәтін жазу немесе толықтыруды ұсынады. Жазбаларды автоматты түрде аяқтайтын қызметтер. Gmail-де мәтінді автоматты толықтыру) [159].

Табиғи тілді өңдеу кезінде MO мен EDM технологиялары бірлесіп, өте өнімді жұмыс жасайды. Осы бірлескен технологиялар бойынша бір тілді меңгеріп жүрген білім алушылар сөйлемін жазып, оның мәтінге дұрыс түсірілгенін тексеріп, тіл машықтарын жақсарта алады. Тіпті жеке оқу топтары белгілі бір сабақ барысына қатысты өз пікірлерін жинап, оларды «жағымды», «жағымсыз» деп саралайды. Егер білім алушылар белгілі бір тақырыптар туралы ақпарат алғысы келсе, чат-ботқа сұрақ қойып, автоматты түрде жауап алады.

MO мен EDM-нің байланысы білім беру саласын цифрландыруда айырықша маңызға ие. Машиналық оқыту EDM-ге аналитикалық құралдар ұсынса, EDM өз кезегінде деректерді тиімді пайдалану арқылы оқу процесін жетілдіруге бағытталған. Осы технологиялардың интеграциясы білім берудің сапасын арттырып, әрбір білім алушылардың жеке қажеттіліктерін ескеруге жағдай жасайды. Сонымен қатар, мұндай бірлескен жүйе оқыту үдерісін автоматтандыруға, әр білім алушының қажеттілігіне сәйкес бейімделген оқу мазмұнын ұсынуға көмектеседі. Бұл үлкен оқу топтарымен жұмыс істейтін оқытушылар үшін өте пайдалы. MO мен EDM-нің байланысы оқу уақытын үнемдеп, оқытушылар мен білім алушыларға назар аударуға мүмкіндік береді [160].

MO мен EDM-нің байланыс модельдері деректер сапасын жақсарту барысында да кеңінен қолданылады. MO деректердегі қателерді, олқылықтарды немесе сәйкессіздіктерді анықтау арқылы EDM нәтижелерінің нақтылығы артады. Білім алушының бағаларына, оқу үдерісіне және мінез-құлқына қатысты қате деректерді түзетеді [161].

MO мен EDM-нің перспективалары.

MO мен EDM-нің болашақ перспективалары, олар:

– автоматтандырылған оқу жүйелері. МО мен EDM-ді біріктіре отырып, толық автоматтандырылған білім беру жүйелерін жасауға болады. Бұл жүйелер әр білім алушының ерекшелігіне бейімделген мазмұн ұсынады;

– реал-тайм деректерді өңдеу. МО әдістері арқылы деректерді жылдам өңдеу мүмкіндігі артады. Сабақ барысында білім алушының көңіл-күйін анықтап, оқыту әдістемесін сол мезетте өзгерту қол жетімді болады;

– білім беру аналитикасының дамуы. EDM-нің аналитикалық құралдарымен жұмыс жасау барысында білім алушылардың үлгерімі, білім деңгейі туралы нақты деректер жинау кеңейеді. Бұл деректер білім беру саясатында стратегиялық шешімдер қабылдауда маңызды рөл атқарады;

– тілдер мен мәдениеттерді біріктіру. EDM әдістері халықаралық білім беру платформаларын дамыту үшін қолданылады. Әртүрлі тілдер мен мәдениеттер арасындағы білім беру мазмұнын оңай аударып, бейімдеу мүмкіндігі ашылады;

– үйренетін машиналар. МО модельдері үздіксіз жетілдіріле отырып, білім беру жүйесінде автономды шешімдер қабылдауға ықпал жасалынады [36, б. 132-140].

МО модельдері мен EDM білім беру үдерісін түбегейлі өзгертуге оңды әсерін тигізуде. Жоғарыда қарастырылған барлық жәйттерді ескеретін болсақ, МО мен EDM білім беру жүйесінің болашағын анықтайтын негізгі факторлары. Қолданылған инновациялық технологиялар білім беру сапасын жақсартып, әр білім алушының жетістігіне бағытталған әдістерді дамытуға көмектесіп, құзыретті тұлғаны қалыптастыру мүмкіндігі туындайды.

МО модельдері үлкен көлемдегі деректерді өңдей алады, бұл оларды білім алушылар мен олардың жетістіктері туралы көптеген мәліметтер жиналатын білім беру процестеріне қатысты ақпаратты өңдеуге өте ыңғайлы етеді. Ол дәстүрлі бағалау әдістерінде байқалмай қалуы мүмкін деректердегі күрделі және жанама қатынастарды анықтайды. Бұл мүмкіндік білім беру ұйымдарында білім алушылардың жетістігіне қандай факторлар мен тәсілдер әсер ететінін түсінуге көмектеседі.

МО модельдерді олардың бірегей ерекшеліктері мен білім беру қажеттіліктерін ескере отырып, әр білім алушы үшін жеке модельдер жасауға өз ықпалын тигізеді. Сонымен қатар, МО-ны қолдана отырып бағалау процесін автоматтандыру әрекеті, өз кезегінде, нәтижелерді тездетеді және білім беру бағдарламаларын бейімдеу үшін маңызды болатын уақтылы кері байланысты қамтамасыз етеді.

Оқу үлгерімін болжау үшін МО қолдану деректерді талдауға және білім беру процесінде негізделген шешімдер қабылдауға жаңа мүмкіндіктер береді. Нейрондық желілер мен кездейсоқ ормандар күрделі қатынастарды талдау қабілетінің арқасында болжамдардың дәлдігін айтарлықтай жақсартады. Naive Bayes классификаторы өзінің шектеулеріне қарамастан пайдалы құрал болып табылады, шектеулі ресурстар жағдайында бұл көп байқалады. МО моделін оңтайлы таңдау нақты тапсырмаға, қолда бар деректерге және зерттеу

мақсаттарына байланысты, бұл әртүрлі тәсілдерді мұқият талдауды және сынауды қажет етеді [162].

Біз ғылыми-әдістемелік жұмысымызда МО-ның классификациялауға арналған алгоритмдерін, Naive Bayes классификаторын қолдануды қарастырдық. МО модельдерін классификациялау мақсатындағы бақыланатын алгоритмдеріне қысқаша салыстырмалы талдау жасадық. 2-кестеде Naive Bayes моделі басқа МО модельдерінің тиісті артықшылықтары мен шектеулерін көрсетіп салыстыру келтірілген.

Кесте 2 – МО модельдерінің салыстырмасы

МО моделі	Артықшылықтары	Шектеулер
Naive Bayes	Шағын деректер жиындарында тиімді	Ерекшелік тәуелсіздігін болжайды
Логистикалық регрессия	Түсіндірме, сызықтық деректер үшін қолайлы	Күрделі сызықтық емес қатынастарды модельдей алмайды
Шешім ағаштары	Күрделі қатынастарды модельдей алады	Кішігірім деректер жинақтарына шамадан тыс орнатуға бейім
Кездейсоқ ормандар	Ансамбль әдісі, артық фитингті азайтады	Түсіндіру мүмкіндігі төмендетілген күрделі модель
Градиентті күшейту	Жоғары дәлдік, әртүрлі деректер түрлері үшін әмбебап	Үлкен деректер жинақтарында жаттығу көп уақытты қажет етуі мүмкін
Нейрондық желілер	Күрделі қатынастарды модельдейді, әртүрлі деректермен жұмыс істейді	Елеулі есептеу ресурстарын қажет етеді

Кестеде көрсетілгендей Naive Bayes классификаторы шектеулі деректермен жұмыс істеу кезінде жақсы таңдау, зерттеуге қолданғанға қарапайым және жылдам модель болып табылады. Деректерде кездесетін күрделі бейсызықтық тәуелділіктер үшін градиентті күшейтуді немесе нейрондық желілер қарастырылды. Егер модельдің интерпретациясы маңызды болса, онда логистикалық регрессияға немесе шешім ағаштарын қолданған қолайлы. Толып кету мәселелерін шешу үшін кездейсоқ ормандар, ансамбльдік модельдер пайдалы.

Оқу үдерісін бағалау мен білім алушылардың нәтижелеріне қол жеткізу үшін ансамбльдік модельдерді, кластерлік талдауды, уақыт қатарларын талдауды және басқа да тәсілдерді қолдану бойынша зерттеулер жүргізілген. Келтірілген әдістер мен тәсілдердің барлығының артықшылықтары мен шектеулері бар және белгілі бір әдісті таңдау тапсырманың ерекшелігіне және қолда бар деректерге байланысты жүргізіледі.

Зерттеудегі МО-ға және Naive Bayes классификаторына негізделіп ұсынылатын әдіс, білім беру процестері мен білім алушылардың академиялық үлгерімін бағалау контекстінде бірегей және құнды ететін бірнеше негізгі артықшылықтарды ұсынады.

Автоматтандыру және объективтілік: бұл тәсіл адам факторларының субъективті әсерін төмендету арқылы оқу үлгерімі мен процестерін бағалауды автоматтандырады. Naive Bayes классификаторы деректерді талдайды және объективті бағалауды қамтамасыз ететін ықтималдық үлгілеріне негізделген бағалаулар жасайды.

Масштаптау: МО модельдері үлкен көлемдегі деректерді өңдеуге мүмкінді береді, бұл білім алушылар және олардың жетістіктері туралы үлкен көлемдегі ақпарат жиналатын білім беру процестеріне қатысты деректерді өңдеуге өте ыңғайлы етеді.

Үлгіні анықтау: МО дәстүрлі бағалау әдістерімен байқалмайтын деректердегі күрделі және жанама қатынастарды анықтау арқылы білім алушылардың жетістіктеріне қандай факторлар әсер ететінін түсінуге көмектеседі.

Дербестендірілген тәсіл: МО модельдері бірегей сипаттамалары мен білім беру қажеттіліктерін ескере отырып, әрбір білім алушы үшін дербестендірілген үлгілерді жасауға мүмкіндік береді.

Жылдамдық пен тиімділік: МО арқылы бағалау процесін автоматтандыру нәтижелердің дамуын айтарлықтай жылдамдатады және білім беру бағдарламаларын бейімдеуге қажетті кері байланысты уақтылы қамтамасыз етеді [163].

Ғылыми-әдістемелік зертеу жұмысына Naive Bayes классификаторын таңдау себебі бұл білім алушылардың үлгерімін болжауға қатысты жіктеу мәселелеріне өте қолайлы. Оның артықшылықтары үлкен деректер жиындарында жоғары өнімділікті қамтиды және көбінесе білімге қатысты деректерге тән бірнеше функциялардың орындау мүмкіндігін қамтиды. Naive Bayes классификаторы өткен кезеңдегі бақылаулардағы ақпаратты жалпылай алып, оны білім алушылардың үлгерімін болжаудың қуатты құралына айналдырады.

Naive Bayes классификаторы - белгілердің тәуелсіздігін болжауға негізделген машиналық оқытудың ықтималды әдісі. Naive Bayes классификаторы есептеулерді айтарлықтай жеңілдетеді және объектінің белгілі бір сыныпқа жатқызу ықтималдығын бағалау үшін априорлық ықтималдықтарды пайдаланады. Naive Bayes классификаторы деректерді талдау мен бағалаудың объективтілігін қамтамасыз ете отырып, ықтималдық модельдеріне негізделген бағалауды жүзеге асырады. Сонымен қатар бұл классификатор білім алушылардың үлгерімін болжауды қоса алғанда, жіктеу мәселелерін шешудің танымал әдісі. Мұнда қолданылатын алгоритм Bayes теоремасына негізделген және деректердің үлкен көлемін тиімді өңдеуге мүмкіндік беретін белгілердің тәуелсіздігін болжайды. Білім беру деректері үшін Naive Bayes классификаторын әзірлеу кезеңдері, мақсатты айнымалылар мен белгілерді анықтау, білім алушылар туралы тарихи деректермен модельді оқыту, сондай-ақ әртүрлі көрсеткіштерді қолданатын модельдің сапасымен бағаланады [162, б. 94-98].

Naive Bayes классификаторы негізінде жасалған болжау моделі білім беру саласындағы деректерді талдау мен нәтижелерді болжауда бірқатар маңызды тиімді жақтарға ие. Ең алдымен, бұл модель қарапайымдылығымен және есептеу тиімділігімен ерекшеленеді, яғни, үлкен көлемдегі мәліметтермен тез жұмыс істей алады. Аз көлемдегі оқыту деректермен де жоғары дәлдікпен жұмыс істей алады. Бұл модель деректердегі айқын емес немесе жасырын заңдылықтарды анықтауға мүмкіндік береді. Көпөлшемді деректермен тиімді жұмыс істеп, білім алушылардың үлгерімін дәл болжауға көмектеседі [164].

Naive Bayes классификаторының болжау модельдері тиімді болғанымен, олардың белгілі бір шектеулері де бар. Ең басты шектеудің бірі барлық белгілер бір-бірінен тәуелсіз деп есептелетін болжам. Шектеу нақты өмірдегі деректерге қолданғанда жиі бұзылады, себебі білім алушылардың үлгеріміне әсер ететін факторлар көбіне өзара байланыста болады [165]. Naive Bayes классификаторы сапасыз немесе толық емес деректермен жұмыс істегенде дәлдігі төмендеуі мүмкін, өйткені оның жұмысы статистикалық болжамдарға негізделген [166]. Сондай-ақ, үздіксіз айнымалыларды дискретизациялау қажеттілігі нәтижелердің нақтылығына әсер етеді [167].

Білім беру үдерісін бағалау және білім алушылардың үлгерімін болжау контекстінде білім алушыны белгілі бір үлгерім класына (жоғары, орташа, төмен) жатқызу ықтималдығын анықтау үшін Naive Bayes классификаторы пайдаланады [162, б. 92-98].

Naive Bayes классификаторына негізделіп ұсынылған модель объективті деректерге негізделген, білім беру үдерісі мен білім алушылардың академиялық үлгерімін жақсартуға, оқу барысындағы күрделі байланыстарды анықтауға бағытталған маңызды әрі инновациялық құралы болып табылады.

Ғылыми-әдістемелік зерттеу білім беру үдерісін бағалау және білім алушылардың үлгерімін болжау үшін қолданылатын Naive Bayes классификаторының әдістемесі ықтималдық үлгілеріне және белгілердің тәуелсіздігі туралы болжамға негізделген. Яғни, Naive Bayes классификаторы бұл белгілердің тәуелсіздігі туралы болжамға негізделген МО-дың ықтималдық моделі болып табылады.

МО-дың Naive Bayes классификаторы қолдану әдістемеді қабылданған қадамдар, олар:

1. Деректерді жинау. Бірінші кезеңде білім алушылардың үлгерімі, олардың демографиялық сипаттамалары және оқу үдерісіндегі белсенділігі туралы мәліметтер жинау.

2. Деректерді өңдеу. Бұл кезең сүзуді, қалыпқа келтіру, негізгі белгілерді таңдау және жетіспейтін деректер өңдеу.

3. Мақсатты айнымалылар мен белгілерді анықтау. Мақсатты айнымалылар модель болжайтын мәндерді білдіреді (оқу курстағы сәттілік немесе сәтсіздік), ал белгілер — болжам жасалатын айнымалылар (алдыңғы бағалар, сабаққа қатысу, қосымша іс-шараларға қатысу).

4. Модельді оқыту. Naive Bayes классификаторы мақсатты айнымалылардың мәндері мен сәйкес белгілері бар өткен кезеңдегі деректерде

оқытылады. Модель жаттығу деректері негізінде әр класс үшін ықтималдықтарды есептейді.

5. Модельді бағалау. Модельді оқытқаннан кейін оның сапасын әртүрлі көрсеткіштерді қолдана отырып бағалау. [162, б.95-98] .

6. Валидация және тестілеу. Модельдің жалпылау қабілетін тексеру және қайта оқытудың алдын алу үшін жеке деректер жиынтығында валидация жүргізу.

Жоғарыды аталған кезеңдерге сәйкес Naive Bayes классификаторы негізінде үлгерімді болжау кезеңдеріне тоқталайық.

1. Деректерді таңдау және талдау кезеңі. Бұл кезең Naive Bayes классификаторын дамыту үшін қажетті айнымалыларды анықтауды, сондай-ақ, оларды дайындауды қамтиды. Бұл бөлімде деректерді таңдау процесі, деректерді дайындау, соның ішінде сүзу және қалыпқа келтіру, негізгі белгілерді таңдау және жетіспейтін деректерді өңдеудің мүмкін әдістері қарастырылады [168].

Үлгерімді болжау моделін құру үшін сәтті оқуға ықпал ететін және болжамдардың жоғары дәлдігін қамтамасыз ететін тиісті деректерді таңдау қажет. Бұл тұрғыда келесі деректер санаттары қарастырылады:

- оқу үлгерімі. Бұл - болжанатын негізгі параметр. Әдетте, оқу үлгерімі бағалар, орташа ұпайлар немесе басқа сандық көрсеткіштер түрінде ұсынылады (курстардың саны немесе емтихан тапсырудың сәттілігі);

- демографиялық сипаттамалар. Бұл мәліметтер білім алушылардың жасын, жынысын, ұлтын, тұрғылықты жерін, ата-аналардың білім деңгейін және басқа факторларды қамтиды. Демографиялық сипаттамалар оқу үлгеріміне әсерін тигізіп, деректер контекстін жақсырақ түсінуге көмектеседі;

- білім алушылардың белсенділігі. Бұл параметр сабаққа қатысу, үйірмелер мен іс-шараларға қатысу, оқу процесіне қатысу және т.б. туралы деректерді қамтиды;

- деректерді таңдау және талдау Naive Bayes классификаторын қолдана отырып, үлгерімді болжау моделін құрудағы маңызды қадам. Деректерді дұрыс таңдау, кіріс ақпаратын мұқият дайындау және өңдеу дәл және сенімді модель құруға негіз болады. Деректерді тиімді дайындау нәтижесінде болжау сапасын айтарлықтай жақсарту - білім алушылардың оқу үлгерімін арттыру және білім беру нәтижелерін жақсарту үшін маңызды [127, б. 1-10].

2. Деректерді дайындау кезеңі. Бұл кезең сүзуді, қалыпқа келтіруді, негізгі белгілерді таңдауды және жетіспейтін деректерді өңдеуді қамтитын әрекеттер арқылы маңызды. Бұл процесс кіріс деректерінің сапасын қамтамасыз етеді және нәтижесінде модельдің дәлдігін арттырады.

Деректерді сүзу модель сапасына теріс әсер беретін қате деректерді жоюды қамтиды. Сүзудің негізгі қадамдары, олар:

- көшірмелерді жою: деректер жиынындағы қайталанатын жазбаларды тексеру және жою;

– ауытқуларды жою: талдау нәтижелерін бұрмалауы мүмкін қалыптан тыс мәндерді анықтау және жою (мысалы, 100% - дан жоғары бағалау, теріс мәндер) [127, б. 10-18].

Деректерді қалыпқа келтіру барлық белгілерді бір шкалаға келтіру үшін қажет және МО алгоритмдері үшін өте маңызды. Naive Bayes классификаторы масштабтауға онша сезімтал болмаса да, қалыпқа келтірілген деректермен өнімділігін жақсартады.

Қалыпқа келтіру процестері, олар:

– стандарттау. Деректерді нөлдік орташа және бірлік стандартты ауытқуға келтіру;

– мини - макс қалыпқа келтіру. Әр белгі үшін деректерді [173] ауқымына келтіру.

Жетіспейтін деректерді өңдеу нәтиженің дәлдігін қаматамсыз етеді. Деректердің жетіспеушілігі модельдің сапасын едәуір нашарлағанда жетіспейтін мәндермен жұмыс істеу стратегиясыны қолдану маңызды.

Жетіспейтін мәндермен жұмыс істеу стратегиялары, олар:

– жетіспейтін деректерді жою. Жетіспейтін мәндері бар жазбаларды жою. Егер мұндай жазбалар көп болса, онда бұл әдіс айтарлықтай ақпараттың жоғалуына әкеледі;

– импутация. Жетіспейтін мәндерді сәйкес атрибут бойынша орташа, медианалық немесе модальды мәндермен ауыстыру, мұндай іс-әрекет деректер көлемін сақтауға мүмкіндік береді;

– модельдерді пайдалану. Басқа қол жетімді деректер негізінде жетіспейтін мәндерді болжау үшін модельдер құру. Бұл әдіс дәлірек болуы мүмкін, бірақ оны жүзеге асыру үшін белгілі бір дағдылар мен уақыт қажет.

3. Негізгі белгілерді таңдау кезеңі. Негізгі белгілерді таңдау-мақсатты айнымалыға (өнімділікке) үлкен әсер ететін ең маңызды айнымалыларды анықтау процесі. Бұл процесстер, олар:

– Корреляциялық талдау. Маңызды қатынастарды анықтау үшін белгілер мен мақсатты айнымалы арасындағы корреляцияны зерттеу.

– Белгілерді таңдау әдістері. Ең маңызды айнымалыларды автоматты түрде таңдау үшін рекурсивті ерекшеліктерді жою (recursive Feature Elimination) алгоритмдерін қолдану.

Мақсатты айнымалылар білім алушылардың үлгерімінің әртүрлі аспектілерін қамтиды, олар:

– Қорытынды баға. Классикалық метрика, бұл курстың орташа баллы.

– Курстың аяқталу мәртебесі. Курсты сәтті/сәтсіз аяқтады («сәттілік», «сәтсіздік»).

– Сәттілік ықтималдығы. Білім алушылардың қолда бар мәліметтер негізінде курсты сәтті аяқтау ықтималдығын бағалау.

Модельде қолданылатын белгілер, олар:

1. Академиялық сипаттамалары: пәндер бойынша алдыңғы бағалар; алдыңғы семестрлердегі орташа балл; өткен курстардың саны.

2. Демографиялық сипаттамалары: жасы; жынысы; ата-аналарының білім деңгейі.

3. Білім алушылардың белсенділігі: оқу үдерісіне қатысу пайызы; қосымша іс-шараларға қатысу (конференциялар, үйірмелер): оқу үдерісіне қатысу деңгейі (мерзімінде орындалған тапсырмалар саны).

4. Модельді оқыту кезеңі. Модельге әр жазба үшін мақсатты айнымалылар мен сәйкес белгілердің мәндері белгілі өткен кезеңдегі деректер жиынтығы қолданылады. Naive Bayes классификаторын оқыту деректерге негізделген әр класс үшін ықтималдықтарды есептеуден тұрады:

– Априорлық ықтималдықтар. Әрбір класс үшін ықтималдықтар (курсты сәтті және сәтсіз аяқтау) олардың оқу деректер жиынындағы жиілігіне қарай есептеледі.

– Шартты ықтималдықтар. Әр белгі үшін шартты ықтималдықтар әр класс жағдайында есептеледі. Категориялық белгілер үшін Лаплас ережесі қолданылады, бұл нөлдік ықтималдық мәселелерін болдырмайды.

– Модельді оқыту. Модель жаңа деректерді жіктеу процесінде келесі пайдаланымдар үшін есептелген ықтималдықтарды сақтай отырып модель оқытылады.

5. Naive Bayes классификаторы моделінің сапасын бағалау кезеңі. Бұл кезеңде модельдің тиімділігін объективті бағалауға мүмкіндік беретін әртүрлі көрсеткіштер қолданылады. Негізгі көрсеткіштер, олар:

1) Accuracy (дәлдік, дұрыстық көрсеткіші) — модельдің барлық болжамдарының ішіндегі дұрыс болжанған нәтижелердің үлесін білдіретін негізгі бағалау метрикасы. Жоғары дәлдік модельдің жақсы жұмысын көрсетеді.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TX+FP+FN}, \quad (5)$$

мұндағы: True Positive (*TP*) — дұрыс болжанған оң жағдайлардың саны;

False Positive (*FP*) — қате болжанған оң жағдайлардың саны;

True Negative (*TN*) — дұрыс болжанған теріс жағдайлардың саны;

False Negative (*FN*) — қате болжанған теріс жағдайлардың саны.

2) Recall (толықтық) — бұл модельдің нақты оң кластарды (мысалы, «сәтсіздікке ұшыраған білім алушыларды») қаншалықты дұрыс анықтағанын көрсететін метрика.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (6)$$

3) Precision (нақтылық) — модель «оң» деп болжаған нәтижелердің ішінде шын мәнінде расымен «оң» болғандарының үлесін көрсететін бағалау метрикасы. Жалған оң жағдайлардың саны сыни болған кезде жоғары дәлдік маңызды.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FT}, \quad (7)$$

4) F1-score(F1-өлшемі): дәлдік пен толықтық арасындағы гармоникалық орташа мән, бұл көрсеткіштер арасында тепе-теңдік қажет болған кезде модельді бағалауға мүмкіндік береді.

$$F1 = 2 * \frac{Precision-Recall}{Precision+Recall} \quad (8)$$

Шатасу матрицасы (*confusion matrix*) машиналық оқытуда модельдің классификация нәтижелерін бағалау үшін қолданылатын кесте. Ол модельдің дұрыс және қате болжамдарының санын нақты және болжанған кластар бойынша көрсетеді (кесте 3).

Кесте 3 - Шатасу матрицасы

Сәттілік/сәтсіздік белгісі	Болжамды сәттілік	Болжамды сәтсіздік
Нағыз жетістік	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Нағыз сәтсіздік	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Тиімділікті бағалау үшін Naive Bayes әдіснамасын қолданатын математикалық модель келесі түрде ұсынылады: Бізде білім алушылардың ерекшеліктерін қамтыған оқу деректер жиынтығы бар делік: Жас А, жыныс (G), алдыңғы сынып (P) және сабаққа қатысу (At). Әрбір білім алушыда жетістікті (1) немесе (0) көрсететін (C) класының белгісі бар. Білім алушылық сипаттамалар $x=(A, G, P, At)$ және класс белгісі y деп белгіленген. Naive Bayes әдісін қолдану үшін әрбір сипаттама берілген класс белгісі үшін шартты түрде басқалардан тәуелсіз делік. Яғни, келесі түрде болжам жазылған:

$$P(x|y) = P(A|y) \times P(G|y) \times P(P|y) \times P(V|y), \quad (9)$$

Осылайша, сынақ деректерінде модельдің орындалуын бағалау үшін Naive Bayes классификаторының формуласы қолданылады:

$$P(y|x) = P(y) \times P(A|y) \times P(G|y) \times P(P|y) \times \frac{P(V|y)}{P(x)(2)}, \quad (10)$$

мұндағы: $P(y)$ – a класының априорлық ықтималдығы (сәттілік немесе сәтсіздік);

$P(A|y)$ жасы А болатын ықтималдығы берілген y класының белгісі ;

$P(G|y)$ y класы берілген жағдайда, жынысы G болатын деректің шартты ықтималдығы белгісі;

$P(P|y)$ – алдыңғы P бағасының ықтималдығы берілген y класс белгісі;

$P(V|y)$ – сабаққа қатысу ықтималдығы, (At) – белгі y класс белгісі

F1-өлшемі мен қате матрицасы көрсеткіштерін модельдің болжамды мәндерін сынақ деректеріндегі нақты класс белгілерімен салыстыру арқылы

есептеуге болады. Модельдің өнімділігін бағалау білім алушыларды ерекшеліктеріне қарай сәтті немесе сәтсіз топтарға қаншалықты дәл және сенімді жіктей алатынын анықтайды.

Бұл тапсырма үшін Naive Bayes классификаторын таңдау оның қарапайымдылығына, салыстырмалы тиімділігіне, категориялық және сандық белгілермен жұмыс істеу мүмкіндігіне байланысты болып отыр. Бұл модель, сонымен қатар, белгілердің тәуелсіздігін қамтиды, бұл білім алушылардың үлгерімін бағалау контекстінде ақылға қонымды болжам болады.

Naive Bayes әдісін оқыту деректеріне қолданғаннан кейін және сынақ деректеріндегі модельдің жұмысын бағалағаннан кейін келесі нәтижелер алынды. Деректерді жинау үшін онлайн-сауалнамаға қатысуға Ташенев университетінің (ТУ) 100-ге жуық білім алушылары шақырылды. Білім алушылардың топтары жас, жыныс және сабаққа қатысу сияқты санаттар негізінде талданды. Есептеулер үшін орташа түсірілім нәтижелері қолданылды.

Ғылыми зерттеу жұмысында жас, жыныс, алдыңғы бағалар, сабаққа қатысу пайызы және жетістікке (1) немесе сәтсіздікке (0) нұсқайтын класс белгілері бар білім алушылардың сипаттамалары туралы деректер жинағы қарастырылды. Бұл деректер жиынтығы машиналық оқыту моделінің тиімділігін бағалау үшін сынақ деректері ретінде қызмет етеді.

Бізде білім алушылардың келесі сипаттамалары бар: жас, жыныс, алдыңғы класс, сабаққа қатысу (пайызбен). Әр білім алушының жетістігін (1) немесе сәтсіздігін (0) көрсететін класс белгісі бар (кесте 4).

Кесте 4 - Білім алушылардың басты сипаттамалары

Жасы	Жынысы	Алдыңғы бағалау	Сабаққа қатысу (%)	Класс белгісі
20	Ер	85	90	1
22	Әйел	70	80	0
19	Ер	90	95	1
21	Әйел	75	70	0
18	Ер	65	80	0
23	Әйел	80	85	1

Осы мәліметтерге сүйене отырып, білім алушының үлгерімін болжау үшін Bayes моделін құрылады. Bayes формуласындағы шартты ықтималдықтарды есептеуге әр белгі үшін статистикалық мәліметтер беріледі. Мұнда қолданатын статистика, олар:

- алдыңғы бағалауларға байланысты оқудағы сәттілік пен сәтсіздік ықтималдығы;
- жасына байланысты оқуда сәттілік пен сәтсіздік ықтималдығы;
- сабаққа қатысуға байланысты оқудағы сәттілік пен сәтсіздік ықтималдығы.

Берілген сипаттамаларға негізделген үлгерім болжамын есептеу үшін Bayes формуласы бойынша жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы алынады.

Алдыңғы кластарға, білім алушылардың жасына және сабаққа қатысуына байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы туралы мәліметтер үшін кестелер жасалынды (кесте 5).

Кесте 5 - Оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы

	Жетістік ықтималдығы	Сәтсіздік ықтималдығы
Алдыңғы бағалауларға байланысты		
Жоғары ()	0,8	0,2
Орташа ()	0,5	0,5
Төмен ()	0,2	0,8
Жасына байланысты		
18-20 жас	0,6	0,4
21-25 жас	0,7	0,3
26-30 жас	0,5	0,5
Сабаққа қатысуына байланысты		
Жоғары	0,9	0,1
Орташа	0,6	0,4
Төмен	0,3	0,7

Ұсынылған мәліметтерге сәйкес, Naive Bayes классификаторы білім алушылардың үлгерімін болжауда жоғары тиімділік көрсетеді. Модельдің жалпы дәлдігі 0,85 құрайды, яғни болжамдардың 85%-ы дұрыс болған. Төмен үлгерімді болжаудағы дәлдігі 0,88, бұл қосымша қолдауды қажет ететін білім алушыларды тиімді анықтайды. Сезімталдық көрсеткіші 0,82, яғни өнімділігі төмен оқушылардың 82%-ы дұрыс анықталған. Сонымен қатар, F1-өлшемі 0,85-ке тең, бұл дәлдік пен толықтық арасындағы жақсы үйлесімділікті білдіреді (кесте 6).

Кесте 6 – Машиналық оқыту әдістерін эксперименттік өнімділікті салыстырмалы талдауы

Модель	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Naive Bayes	0.85	0.88	0.82	0.85
Логистикалық регрессия	0.87	0.90	0.85	0.87
Шешім ағаштары	0.82	0.85	0.78	0.81
Кездейсоқ ормандар	0.90	0.92	0.80	0.90
Градиентті күшейту	0.79	0.83	0.91	0.92
Нейрондық желілер	0.79	0.92	0.90	0.91

Naive Bayes әдісі басқа модельдерге қарағанда категориялық деректермен тиімді әрі өнімділігі жоғары. Ол қарапайым, тез бағаланады, аз деректермен және шектеулі есептеу ресурстарымен жақсы жұмыс істейді. Сондықтан бастапқы модель ретінде күрделі әдістерге көшу мүмкіндігіне ие.

Әйел білім алушылар үшін Naive Bayes әдісінің дәлдігі – 80% көрсетті, сезімталдық – 83%, F1-өлшемі – 82%; ер білім алушылар үшін дәлдігі – 75%, сезімталдық – 71%, F1-өлшемі – 73% құрады. Модель екі топта да жақсы

өнімділік көрсетті (кесте 7). Білім алушыларыды ер және әйел деп бөліп жасалған есептеулер қосымшада келтірілген (Қосымша Е).

Бұл салыстырмалы талдау Naive Bayes классификаторы білім алушылардың үлгерімін болжауда жақсы нәтиже беретінін көрсетті. Модель әйелдер үшін ерлерге қарағанда жоғары дәлдік, сезімталдық және F1-score берді. Дегенмен, модельдің тиімділігі деректер сапасына байланысты болғандықтан, нәтижелерді нақтылау және кеңейту үшін қосымша зерттеулер мен басқа алгоритмдермен салыстыру қажет [169].

Кесте 7 – Ер және әйел білім алушыларға арналған модель өнімділігі туралы мәліметтер:

Жынысы	Дәлдік	Толықтығы	F-Өлшем
Әйел	80%	83%	82%
Ер	75%	71%	73%

Нәтижелер Naive Bayes классификаторы білім алушылардың үлгерімін болжауда қанағаттанарлық және тиімді екендігін көрсетті. Бұл алдыңғы зерттеулермен сәйкес келеді. Дегенмен, модель өнімділігі деректер сапасына тәуелді болғандықтан, болашақта дәлдікті арттыру үшін деректер көлемін кеңейтіп, үздіксіз зерттеулер жүргізу маңызды. Сонда ғана нәтижелердің жалпылануы мен модельдің сенімділігі жоғарылайды.

Naive Bayes классификаторы ықтималдық модельдері мен белгілердің тәуелсіздігі болжамына негізделіп, білім алушылардың үлгерімін болжауда тиімді, қарапайым әрі жылдам есептелетіндігімен ерекшеленеді [170].

Біз бұл тармақшада MO модельдері мен EDM деректерді терең талдауға, білім алушылардың оқу траекторияларын бейімдеуге және оқыту процесін дербестендіруге мүмкіндік беретін тиімді құрал ретінде Naive Bayes классификаторы арқылы мақсаты мен қажеттілігі айқындалды.

Болашақ информатика мұғалімдерінің академиялық үлгерімін болжау мақсатында машиналық оқыту жетілдірілген гибридтік моделін (Бірлескен сүзгілеу және Naive Bayes модельдері) қолдану әдіс-тәсілдері меңгеру қажеттілігі туындайды.

2.2 Академиялық үлгерімді болжауда машиналық оқытудың жетілдірілген гибридтік моделін қолданудың әдіс-тәсілдері

Заманауи білім сапасын арттыру және оқыту үдерісін жекелендіру мақсатында үлгерімді болжаудың тиімді әдістерін жетілдіру өзекті мәселеге айналып отыр. Осыған орай, бұл аталған зерттеуде білім алушылардың академиялық үлгерімін дәлірек болжауға мүмкіндік беретін жаңа тәсіл ретінде Naive Bayes моделіне бірлескен сүзгілеу әдісін біріктірген жаңа әрі перспективалы тәсіл ұсынылады [171]. Naive Bayes моделі сияқты дәстүрлі ықтималдық әдістері мазмұндық ерекшеліктерді ескергенімен, алайда білім алушылар арасындағы әлеуметтік қарым-қатынастарды толық талдауға қабілетсіз. Ал бірлескен сүзгілеу әдісі, керісінше, әлеуметтік өзара әрекеттесуді

тиімді қамтиды, бірақ мазмұндық деректерді есепке алуда белгілі бір шектеулерге ие. Осы екі модельді біріктіру аталған кемшіліктерді ескереді.

Бірлескен сүзгілеу — нұсқаулық жүйелер мен деректерді талдау саласында кеңінен қолданылатын әдіс. Ол ұқсас қызығушылықтары мен таңдаулары бар пайдаланушылардың бірдей әрекет үлгілерін көрсетуі мүмкін деген ұстанымға негізделген. Бұл тәсілді білім беру саласына енгізу білім алушылардың өзара әрекеттесуінің әсерін ескереді. Ал, Naive Bayes әдісі ықтималдыққа негізделген мазмұнға бағытталған жіктеу әдісі ретінде белгілі, ол көбінесе оқу мазмұнының ерекшеліктерін, емтихан нәтижелері мен білім алушылардың оқу модульдеріне деген қызығушылығын ескереді.

Naive Bayes және бірлескен сүзгілеу модельдері ықтималдық пен статистикалық заңдылықтарға негізделгенімен, бағыттары әртүрлі: бірлескен сүзгілеу — әлеуметтік өзара әрекеттесуді, ал Naive Bayes — оқу мазмұнын талдауды қамтиды. Осы екі модельді біріктіру білім алушылардың оқу үдерісіндегі мінез-құлқын кешенді түрде бағалайды. Модельдерді біріктіріп қарастыру оқу ортасының күрделі табиғатын тереңірек түсініп, үлгерімді болжау дәлдігін арттыруға бағытталған маңызды қадам.

Біздің ғылыми-зерттеуіміздің басты мақсаты – мазмұнға негізделген және пайдаланушылар арасындағы өзара әрекеттестікті ескеретін бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдісінің артықшылықтарын біріктіру арқылы білім беру саласында машиналық оқытудың тиімділігін арттыратын жетілдірілген гибриді модельді әзірлеу.

Ғылыми зерттеудегі гибриді моделдің басты жаңашылдығы — білім алушылардың өзара әрекеттесуі туралы мәліметтер мен оқу материалының мазмұндық сипаттамаларын бір модельде біріктіру арқылы күрделі гибриді жүйе құру. Мұндай біріктірілген көзқарас тек әрбір модельдің жеке шектеулерін еңсеріп қана қоймай, сонымен бірге олардың артықшылықтарын тиімді үйлестіруге мүмкіндігіне ие. Гибриді модель білім алушылардың үлгерімін болжаудағы дәлдігін едәуір арттыратынын дәлелдейтін ғылыми негіздер мен сенімді эмпирикалық қолдауды ұсынады.

Naive Bayes классификаторы мен бірлескен сүзгілеу әдістерін интеграциялау білім алушылардың үлгерімін болжау дәлдігін арттырудың инновациялық жолы ретінде қарастырылған. Бұл интеграциялық тәсіл білім беру психологиясы мен оқыту теориясындағы маңызды құрал ретінде академиялық үлгерімді болжау үшін тиімді қолданылады. Ғылыми зерттеу нәтижелеріне сәйкес, бірлескен сүзгілеу, регрессия және матрицалық факторизация әдістері білім алушылардың алдыңғы курстарда көрсеткен үлгерім нәтижелері негізінде ұқсастықтарды талдау арқылы болашақ үлгерімді болжауда сәтті нәтижелер береді.

Бірқатар ғылыми зерттеулерде бірлескен сүзгілеудің әртүрлі алгоритмдері, оның ішінде жадқа негізделген және модельге негізделген әдістер салыстырмалы түрде талданды. Ғылыми зерттеу нәтижелері бойынша, жадқа негізделген әдістер әдетте болжамдардың жоғары дәлдігін қамтамасыз ететеді және басқа жоғарыда қарастырылған МО модельдерімен салыстырғанда

айтарлықтай тиімдірек нәтижелер көрсетеді [171, б. 427–430]. Сонымен қатар, білім алушылардың үлгерімін болжауда Naive Bayes моделі жыныс, денсаулық жағдайы және отбасы мәртебесі секілді қосымша көрсеткіштер енгізілген жағдайда жоғары дәлдікті қамтамасыз ететіні анықталды. Бірлескен сүзгілеу әдістерін интеграциялауда білім алушылардың алдыңғы оқу нәтижелері мен көпөлшемді деректерді жан-жақты талдау мүмкіндігі арқылы Naive Bayes моделінің болжамдық қабілеті жетілдіріледі [127, б.13-18].

Ғалым зерттеушілер іс жүзінде ЖОО білім алушылардың үлгерімін болжау мақсатында бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes алгоритмдерін қолданды. Тарихи мәліметтер мен ағымдағы бағалау нәтижелерін негізге алған интеграцияланған модельдердің білім алушылардың болашақ академиялық үлгерімін дәл болжап, жоғары тиімділік көрсететіні тәжірибелік тұрғыда расталды. Бұған қоса, білім беру саласында бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдістерін қолдану тек болжау дәлдігін арттырып қана қоймай, сонымен қатар оқытушылар мен әкімшілік өкілдерге маңызды аналитикалық деректер ұсынып, жеке оқу траекторияларын құруға және қосымша қолдау қажет ететін білім алушыларды ерте кезеңде анықтауға жағдай жасайды [172]. Бұл зерттеуде EDM мен оқу аналитикасы әдістерінің жүйелі картасы ұсынылған.

Біздің ғылыми зерттеу жұмысымыз деректерді терең талдап және машиналық оқыту әдістерін пайдалану арқылы білім беру саласын дамытуға бағытталған, осыған орай, ғылыми зерттеу мақсаттарының бірі - білім алушылардың оқу үлгерімін дәлірек және дербестенген түрде болжау арқылы білім сапасын арттыру. Бірлескен сүзгілеу заманауи технологияларын қолдана отырып, біздің ғылыми зерттеу жұмысымыз білім беру тәжірибелерінің дамуына үлес қосып, оқу процесінің жалпы сапасын жақсартуға ұмтылады.

Бірлескен сүзгілеу моделі ұсыныс жүйесіндегі пайдаланушылардың таңдауларына қатысты ақпараттарды пайдаланып, басқа пайдаланушылармен ұқсастығын анықтау арқылы жүзеге асады. Бірлескен сүзгілеу моделі рейтингтерді немесе қызығушылықтарды тиімді болжайды [169, б. 910–913].

Біздің ғылыми зерттеу жұмыста бірлескен сүзгілеуді білім беру контексінде қолдану арқылы білім алушылар арасындағы әлеуметтік өзара әрекеттестікті ескеретін, стратегиялы шешімдерге қолайлы жетілдірілген модель ұсынылған. Бірлескен сүзгілеу әдісінің тиімділігін білім беру контекстіне сай қарастырып, салыстырмалы түрде бағалау үшін білім алушылардың оқу үлгерімін болжауға арналған қолданыстағы әдістерге терең шолу мен талдау жүргізілді. 8-кестеде осы модельдердің жан-жақты шолуы берілген. Ғылыми зерттеулерге шолу модельдердің артықшылықтары, шектеулері және өнімділік көрсеткіштері туралы нақты түсінік береді.

Кесте 8 - Әдістердің жан-жақты шолуы

№	МО моделі	Принципі	Артықшылықтары	Шектеулер
1	Naive Bayes	Bayes теоремасы, модель ерекшеліктердің тәуелсіздігін қабылдайды және оқу үлгерімін болжау үшін ықтималдық әдістерді қолданады	Қарапайымдылық, шағын деректер жиынындағы тиімділік, шамадан тыс сәйкестікке төзімділік	Тәуелсіздіктің Naive Bayes жорамалы, бұл күрделі қатынастарды модельдеу үшін жеткіліксіз болуы мүмкін.
2	Бірліскен сүзу	Пайдаланушылар мен элементтер арасындағы өзара әрекеттесуге сүйенеді, рейтингтерді болжау үшін олардың арасындағы ұқсастықты қалыптастырады.	Жеке қалауларды ескеру, жасырын деректермен жұмыс істеу мүмкіндігі.	Жаңа пайдаланушылар мен элементтер үшін суық іске қосу мәселелері, деректердің аздығы.
3	Машиналық оқыту әдістері	Деректерді оқыту және оқу үлгерімін болжау үшін регрессия, кездейсоқ ормандар, нейрондық желілер сияқты машиналық оқытудың әртүрлі алгоритмдері қолданылады.	Күрделі тәуелділіктерді есепке алу мүмкіндігі, модельді баптаудағы жоғары икемділік	Оқыту үшін деректердің үлкен көлемін қажет етеді, нәтижелерді түсіндіруде қиындықтар туындауы мүмкін
4	Факторизация машиналары	Сызықтық емес тәуелділіктерді қарастыруға мүмкіндік беретін факторлар арқылы белгілердің өзара әрекеттесуін модельдейді	Күрделі қатынастарды модельдеудегі эмбебаптық, деректердің үлкен көлемін өңдеу мүмкіндігі.	Параметрлерді мұқият баптауды, есептеу күрделілігін талап етеді.
5	Графикалық модельдерді қолдану арқылы болжау	Графиктер арқылы білім алушылар, пәндер және білім беру контексті арасындағы күрделі қатынастарды модельдейді.	Білім беру ортасының құрылымын қарастыру, білім алушылар арасындағы байланыстардың әсерін анықтай білу.	Деректерді алдынала құрылымдауды және жоғары есептеу ресурстарын қажет етеді
6	Бірлескен сүзу және Naive Bayes әдісін біріктіру	Бірлескен сүзу (өзара әрекеттесу ескерілген) және Naive Bayes әдісінің (мазмұн мүмкіндіктері ескерілген) артықшылықтарын біріктіретін гибридті тәсіл.	Екі әдістің де күшті жақтарын біріктіру, болжау дәлдігін арттыру.	Мұқият тепе-теңдікті және интеграция параметрлерін реттеуді қажет етеді.

Тиімді бейнелеуде терең талқылауды және интегративті тәсілдің қажеттілігін атап көрсетеді. Гибридті модель МО модельдерінің дәстүрлі тәсілдер шеңберінен шығып, білім берудің өзгермелі қажеттіліктерін цифрлық дәуірде қажетті инновациялық шешімдерді пайдаланудың ұтымдылығын көрсететін маңызды бағдар ретінде қызмет етеді.

Білім алушылардың бағалары туралы деректерді жинау және өзара әрекеттесу матрицасын қалыптастыру – оқу үлгерімін болжау жүйесін әзірлеудегі аса маңызды қадам [172, б. 172–184]. Бұл мақсатқа жету үшін аталған матрицада қандай айнымалылар қарастырылатынын анықталуы қажет болды.

Зерттеулердің нәтижелері көрсеткендей, тиімді енгізілген оқытуды талдау (learning analytics) технологиялары білім беру деректерін, мысалы GPA немесе ағымдағы бағалар сияқты көрсеткіштерді, интеллектуалды деректер талдауы мен статистикалық модельдеу әдістері арқылы өңдеу арқылы дәл және негізделген болжамдар жасауға мүмкіндік береді.

Мәселені шешудің алғашқы кезеңі – деректерді жинау. Бұл кезеңде дереккөздерді анықтау қажет. Бұл жағдайда айнымалылар ретінде білім алушылар, пәндер және бағалар қарастырылды.

Заманауи ЖОО-да білім алушылардың білім беру нәтижелері туралы мәліметтерді сақтау және өңдеу үшін ақпараттық технологиялар қолданылады. Университеттің ақпараттық жүйесі білім беру деректерін талдау үшін ең қолжетімді дереккөздердің бірі бола алады.

Ұсынылып отырған ғылыми зерттеу жұмысымыз Оңтүстік Қазақстан мемлекеттік университетінің «Информатика» кафедрасы базасында жүргізілді. Зерттеу деректері ретінде Univer ақпараттық жүйесінен алынған мәліметтер қолданылды (сурет 7). Ақпараттық жүйеде 2019–2023 оқу жылдары аралығында 6B01503-«Информатика мұғалімін даярлау» білім беру бағдарламасына күндізгі бөлімде қабылданған 600-ге жуық білім алушылардың деректерінен тұрады.

Бұл деректер білім алушылардың әр семестрдегі оқу үлгерімі туралы ақпаратты қамтиды. Олар білім алушылардың бүкіл оқу кезеңінде сақталады және Excel форматында жүктеп алуға болады.

Ғылыми зерттеу барысында мәліметтерді алдын ала өңдеу кезеңі жүзеге асырылды. Бұл кезеңде деректердің сапасы мен толықтығы тексеріліп, қайталанған немесе толық емес жазбалар тазаланды. Сонымен қатар, машиналық оқыту модельдерін құру үшін қажетті айнымалылар анықталып, үлгерім туралы деректер белгілі критерийлер бойынша топтастырылды. Топтастыру білім алушылардың үлгерімінің динамикасын жан-жақты талдауға мүмкіндік беріп, академиялық көрсеткіштерді болжау үшін деректерді пайдаланудың тиімділігін арттырды. Ғылыми зерттеу деректерінің толықтығы мен сапасы әзірленген болжамдық модельдердің сенімділігін арттырып, білім беру процесін басқаруға арналған нақты ұсыныстар әзірлеуге негіз болды.



Сурет 7 - Univer -білім алушылардың ақпараттық жүйесі

Білім алушылардың академиялық үлгерім жайлы міліметтері бүкіл оқу кезеңінде сақталады және Excel форматында жүктеп алуға болады. Алынған деректердің кесте фрагменті 8-суретте көрсетілген. Суретте келтірілген үзіндіден көрініп тұрғандай, кесте білім алушылардың оқу сессиясы нәтижелері бойынша оқу үлгерімі туралы ақпаратты қамтиды.

Деректерді іріктеу кезеңінде 6B01503-«Информатика мұғалімін даярлау» білім беру бағдарламасы бойынша білім алушылардың оқу нәтижелері іріктеліп алынды. Екінші қадамда жолдар білім алушыларды, ал бағандар пәндерді білдіретін бағалау матрицасы құрылды. Әрбір ұяшыққа білім алушының сәйкес пән бойынша алған бағасы енгізілді. Егер қандай да бір пән бойынша баға болмаған жағдайда, тиісті ұяшық мәліметтің жоқтығын білдіретін арнайы мәнмен (NaN немесе 0) толтырылды. Құрылған өзара әрекеттесу матрицасына бірнеше деректерді алдын ала өңдеу қадамдары орындалды. Жетіспейтін мәндердерге статистикалық әдістер: орташа арифметикалық мән немесе медиананың көмегімен жетіспейтін мәндер толықтырылды. Сондай-ақ, кейбір пәндер немесе білім алушылар үшін бағалардың шамадан тыс сирек болуы деректер жиынтығының сапасын төмендетуі мүмкіндігін ескере отырып, төмен

ақпараттық мазмұнды бағандар мен жолдарды жою арқылы матрицаны ықшамдау жұмыстары атқарылды. Соның арқасында деректер сапасы жақсарды және болжамдық модельдерді құруға арналған сенімді ақпараттық база қалыптасты.

Жиынтық тізімдеме

Факультет: Физика-математика Оқу сатысы: Магистратура Бағалар критерийі: 6B01503 - Информатика мұғалімін даярлау Білім деңгейі: Болжау Бірінші жоғары білім Бағалығы Курс: Семестр: 3

Аты: Аманжол Жылысайын Аты телу формасы: Барлығы Жылысайын: Барлығы

№	Аты-жөні	№ сынақ кітапшасы	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	к/д*	к/к*	Семестрге GPA	GPA курс	О G			
1	Абс. Әді.	****	0	56	80	85	52	61	92	58															8	30	1,96	C-	2,09	C	2,0	
2	Ал. Тал.	****	0	84	100	90	76	82	78	82															8	30	2,96	B-	2,85	B-	2,0	
3	Ама. Ерл.	****	0			75	62	80	60		72			60		71	70	71							10	39	2,64	C+	2,53	C+	2,0	
4	Амир Керім.	****	0	98	92	78	66	78	94	92															8	30	2,74	B-	2,77	B-	2,0	
5	Әбш. Цырен.	****	0		92	65		70						94						94	90	90	76	70	10	39	2,98	B-	2,94	B-	2,0	
18	Мерген Дилда.	**** али ****	0	74	92	75	70	76	68	96															8	30	2,69	B-	2,71	B-	2,0	
19	Мирза Турба.	**** йнур ****	0	97	98	86	84	86	68	96															8	30	2,93	B-	2,94	B-	3,0	
20	Мы Бау.	**** ель ****	0	88	86	85	82	77	78	96															8	30	2,71	B-	2,77	B-	2,0	
21	Нигма Учқун.	**** лира ****	0	69	88	72	82	74	92	90															8	30	2,7	B-	2,67	B-	2,0	
22	Окт Фар.	**** нса ****	0	68	92	80	94	80	84	82															8	30	2,78	B-	3,07	B	3,0	
23	Осна Боб.	**** қызы ****	0	80	76	70	76	77	62	98				83	75										10	39	2,65	C+	2,76	B-	2,0	
24	Пай Боб.	**** одир ****	0	80	78	76	74	79	76	79															8	30	2,81	B-	2,71	B-	2,0	
25	Рай Сапа.	**** а ****	0	93	96	76	89	73	76	88															8	30	2,7	B-	2,61	C+	2,0	
26	Рах Мей.	**** айұлы ****	0	85	96	83	86	77	94	100															8	30	3,27	B	3,28	B	3,0	
27	Серик Есім.	**** ****	0	89	86	85	88	80	92	98															8	30	3,08	B	2,95	B-	3,0	
28	Умир Нише.	**** ****	0	96	90	77	60	78	94	58															8	30	2,12	C	2,13	C	2,0	
29	Ури Мир.	**** и ****	0	91	76	95	60	92	88	96															8	30	3,08	B	3	B	3,0	
30	Шай Аянь.	**** кан ****	0	72	88	80	82	82	88	80															8	30	2,66	C+	2,52	C+	2,0	
31	Ша Тем.	**** зан ****	0	80	71	85		79	94	66															7	28	2,73	B-	2,42	C+	2,0	
32	Шер Пахр.	**** айе ****	0	75		80	72	75	56		68	60	76	80											10	39	2,4	C+	2,58	C+	2,0	
	Үздік		0	7	16	3	3	1	12	15	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0							
	Жақсы		0	17	14	27	16	30	13	10	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1							
	Сәтті		0	6	0	2	11	1	6	4	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0							
	Қанағаттандырылғандықсыз		32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0								
	Үлгерім		0	94	94	100	94	100	97	91	6	3	3	9	6	6	3	3	3	3	3	3	3	3	3							
	Сапалы санак		0	75	94	94	59	97	78	78	3	0	3	6	6	6	3	3	3	3	3	3	3	3	3							

к/д* - Пәндер мәшһері
к/к* - Кредиттер саны

Студенттердің барлығы: **32**
Олардың ішінен үлгерімі бар: **32**
Өте жақсы: **0**

- [1, 1094] - Дене шыдамдығы
- [2, 544] - Қазақстанның келіргі заманғы тарихы
- [3, 1676] - Қазақ (орыс) тілі
- [4, 548] - Математика 1
- [5, 16] - Сауаттану
- [6, 34] - Физика

Жақсы: **29**
Орташа: **3**
Қанағаттанарлықсыз: **0**

- [7, 25] - Философия
- [8, 7295] - Шетел тілі
- [9, 958] - Қазақ (орыс) тілі
- [10, 7066] - Сауаттану
- [11, 93] - Экономикалық математика
- [12, 3483] - Шетел тілі
- [13, 2769] - Экономикалық математика
- [14, 7707] - Азық-ауыл және сапалық технологиясы

Сурет 8 – «6B01503-Информатика мұғалімін даярлау» білім беру бағдарламасы бойынша білім алушылардың оқу нәтижелері

Осы сценарий аясында жетіспейтін мәндер (бар болған жағдайда) әр пәннің орташа бағаларымен алмастырылды және бағалар 0 мен 1 аралығында масштабтау арқылы қалыпқа келтірілді және 9-кестеде өңделген деректер түрінде көрсетілген. Деректер одан әрі талдау мен машиналық оқыту моделіне қолдануға толықтай дайындап, бірлескен сүзгілеу моделі арқылы өзара әрекеттесу матрицалары пайдаланылып, білім алушылардың оқу үлгерімін

талдау және болжау жұмыстары жүргізілді. Бірлескен сүзгілеу әдісі білім алушылар мен пәндер арасындағы өзара әрекеттестікке негізделеді және ұсыныстар беру немесе бағаны болжау мақсатында қолданылады[174].

Кесте 9 - Өзара әрекеттесу екінші матрицасы

Student ID	Math	Physics	History	Foreign language
Student1	0,85	0,92	0,78	0,82
Student 2	0,75	0,88	0,94	0,95
Student 3	0,92	0,90	0,88	0,78
Student 4	0,80	0,76	0,85	0,91
Student 5	0,88	0,82	0,79	0,87

Ғылыми зерттеудегі негізгі мақсат бірлескен сүзгілеу әдістері көмегімен өзара әрекеттесу матрицасын қолдана отырып, білім алушылардың үлгерімін талдау және болжау мүмкіндігін қарастыру болып табылатындықтан, білім алушылардың әртүрлі пәндер (математика, физика, тарих, шет тілі) бойынша үлгерім көрсеткіштері бар деген болжам негізінде, жаңа білім алушының үлгерімін болжау көзделген. Жайлылық үшін әрбір білім алушы жұбы арасындағы ұқсастық дәрежесін есептеу үшін косинустық ұқсастық (cosine similarity) әдісі қолданылды. Әр пән бойынша жаңа білім алушының бағаларын болжау үшін бірлескен сүзгілеу моделі қолданылды.

Одан әрі білім алушылардың пәндер бойынша алған бағаларына сүйене отырып, олардың арасындағы косинустық ұқсастық есептелінді, нәтижелері 10, 11-кестелерде көрсетілген. Косинустық ұқсастық — көпөлшемді кеңістіктегі екі вектор арасындағы бұрышты өлшеу арқылы олардың ұқсастық дәрежесін анықтайтын әдіс. Берілген деректердің косинустық ұқсастығының есептеулері қосымшада келтірілген (Қосымша Е).

Кесте 10 - Әр пән бойынша жаңа білім алушының бағаларын болжау

Student ID	Math	Physics	History	Foreign language
Student1 (new)	?	?	?	?
Student 2	0.75	0.88	0.94	0.95
Student 3	0.92	0.90	0.88	0.78
Student 4	0.80	0.76	0.85	0.91
Student 5	0.88	0.82	0.79	0.87

Кесте 11 - Косинус ұқсастығы арқылы жаңа білім алушының болжамды бағалары

Student ID	Math	Physics	History	Foreign language
Student1 (new)	0,827	0,852	0,899	0,885

12-кестеде барлық білім алушылар жұптары арасындағы косинустық ұқсастықты есептеу нәтижелері көрсетілген. Кесте білім алушылар үлгерімінің ұқсастық дәрежесін сандық түрде бағалауға мүмкіндік береді. Негізгі диагональдағы мәндер (яғни, әрбір білім алушының өзі-өзімен салыстырылғандағы мәні) 1-ге тең, себебі бір вектормен өзінің арасындағы бұрыштың косинусы әрдайым 1-ге тең. Ал диагональдан тыс орналасқан мәндер — сәйкес білім алушылар жұптарының арасындағы косинустық ұқсастық көрсеткіштері. Бұл мән неғұрлым 1-ге жақын болса, сол білім алушылардың бағаларындағы ұқсастық соғұрлым жоғары болады. Зерттеудің нәтижесінде осы білім алушылар деректеріне негізделіп құрылған косинустық ұқсастық матрицасы пайдалана отырып, үлгі құрудың нақты қадамдары қарастырылды.

Кесте 12 - Білім алушылардың барлық жұптарының косинус ұқсастығы

№	Student 1	Student 2	Student 3	Student 4	Student 5
Student 1	1.000	0.997	0.982	0.975	0.998
Student 2	0.997	1.000	0.969	0.960	0.996
Student 3	0.982	0.969	1.000	0.990	0.977
Student 4	0.975	0.960	0.990	1.000	0.968
Student 5	0.998	0.996	0.977	0.968	1.000

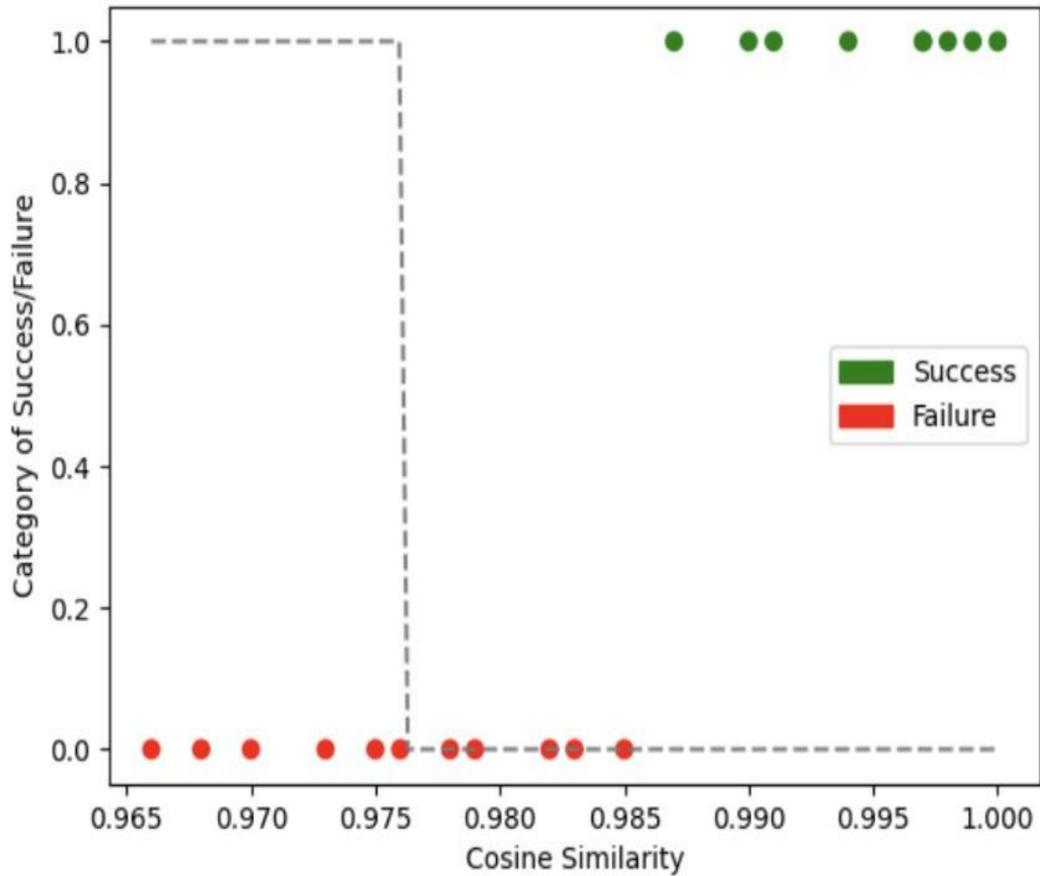
Сәттілік/сәтсіздік категорияларын анықтауда косинустық ұқсастығы 0,98-ден жоғары болған білім алушылар жетістікке жеткен, ал 0,98-ден төмен болғандар сәтсіз деп есептелінді.

Оқу мәліметтер жиынын қалыптастыру: білім алушылардың оқу үлгерімі туралы деректер мен сәттілік/сәтсіздік категорияларын сүйене отырып, оқытуға арналған деректер жиыны құрылды. Бұл жиын косинустық ұқсастық мәндері мен сәттілік/сәтсіздік категорияларын қамтыды. Бұл 13-кестеде көрсетілген.

Кесте 13 - Оқу деректерінің жиынтығы

№	Cosine Similarity	Success/Failure Category
1	1.000	Сәтті
2	0.997	Сәтті
3	0.982	Сәттісіз
4	0.975	Сәттісіз
5	0.998	Сәтті

Білім алушылардың кеңірек тобы бойынша тиісті есептеулер жүргізу нәтижесінде косинустық ұқсастық пен сәттілік/сәтсіздік категориялары арасындағы өзара байланыс анықталды. Бұл байланыс 9-суретте көрсетілген.



Сурет 9 - Косинус ұқсастығы мен сәттілік/сәтсіздік категориясы арасындағы байланыс

Модельді оқыту Оқу деректер жиыны бар деп есептесек, X_{train} – білім алушылар арасындағы косинустық ұқсастық векторлары, ал Y_{train} – жетістік/сәтсіздік санаттарының векторлары (екілік белгілер: 1 – жетістік, 0 – сәтсіз).

Naïve Bayes әдісін қолдану нормалдық таралу болжамына негізделеді, бұл (12) теңдеуде көрсетілген:

$$P(y|X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (12)$$

мұндағы: $P(y|X)$ - косинус ұқсастығын ескере отырып, сәттілік/сәтсіздік ықтималдығы;

x -косинус ұқсастығының мәні;

μ -берілген категория үшін косинустың орташа ұқсастығы;

σ -берілген категория үшін косинус ұқсастығының стандартты ауытқуы.

X_{new} косинус ұқсастығы векторы бар жаңа білім алушы болсын. Зерттеудің мақсаты (13) формулада көрсетілгендей Y_{new} категориясын болжауға болады:

$$P(y_{new}|X_{new}) = \prod_{i=1}^n P(y_i|X_i) \quad (13)$$

мұндағы: n-косинус ұқсастық векторындағы элементтер саны.

Қалыпты үлестіру $P(y_i|X_i)$ формуламен жазылады. Косинус ұқсастық мәндері бар жаңа білім алушының болжау ықтималдығы қосымшада келтірілген (Қосымша Е).

Кейіннен ең жоғары ықтималдыққа ие болған санат таңдалды. Егер бұл ең жоғары ықтималдық жетістікке сәйкес келсе, онда білім алушы сәтті деп жіктеледі; керісінше жағдайда олар сәтсіздер санатына жатқызылады. Naive Bayes классификаторы үшін үйрету процесі классификатордың Naive Bayes формуласын қолдану үшін қажет ықтималдықтарды бағалаудан тұрады. Бұл бағалау оқу деректеріне негізделеді. Жаңа білім алушының деректерін болжау үшін априорлық және шартты ықтималдықтарды есептеу тәсілі қосымшада көрсетілген (Қосымша Е). Ықтималдықтарды бағалау деректердің сипатына байланысты өзгеруі мүмкін. Мысалы, үздіксіз элементтер үшін бағалар әрбір кластағы деректердің таралуына (мысалы, қалыпты таралу) негізделуі мүмкін. Ал категориялық белгілер үшін бағалар әрбір кластағы мәндердің жиілік кездесуіне сүйенуі мүмкін.

Бірлескен сүзгілеуді Naive Bayes әдісіне біріктіру – білім алушылардың үлгерімін болжауды жақсартудың қызықты әрі болашағы зор тәсілі болды. Бұл әдіс екі тәсілдің де артықшылықтарын пайдаланды: білім алушылар арасындағы өзара әрекеттестікті де, мазмұн ерекшеліктерін де ескерді. Төменде осы біріктірудің қадамдары мен қағидаттары берілген.

Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжаудағы гибриді модельдің оқу деректері бойынша болжам дәлдігін бағалау қажет болды. Дәлдік көрсеткіштері ретінде Accuracy, Precision, Recall және F1-өлшеуі метрикалары қолданылды, олар (5)–(8) теңдеулерінде көрсетілген.

Метрикалық мәндер оқу деректеріндегі жетістік пен сәтсіздікті болжаудағы модельдің жақсы дәлдігін көрсетеді. Тиісті есептеулерден кейін тізімделген үш модель үшін метрикалық нәтижелер алынды және болжау дәлдіктері бірлескен сүзгілеу, Naive Bayes және гибриді моделдері 14-кестеде келтірілген.

Кесте 14 - Бірлескен сүзгілеу, Naive Bayes және гибриді модельдердің метрикалық нәтижелері.

Модель	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Бірлескен сүзгілеу	80%	82%	85%	84%
Naive Bayes	75%	79%	78%	80%
Гибриді модель	85%	88%	90%	89%

Екі моделдің біріктірілуі арқылы гибриді әдістің жүзеге асу кезеңдерін бейнелеу үшін 10-суретте көрсетілген блок-схема жасалынды, метрикалық нәтижелері алынды. Бұл тәсіл, 10-суретте көрсетілген блок-схема арқылы

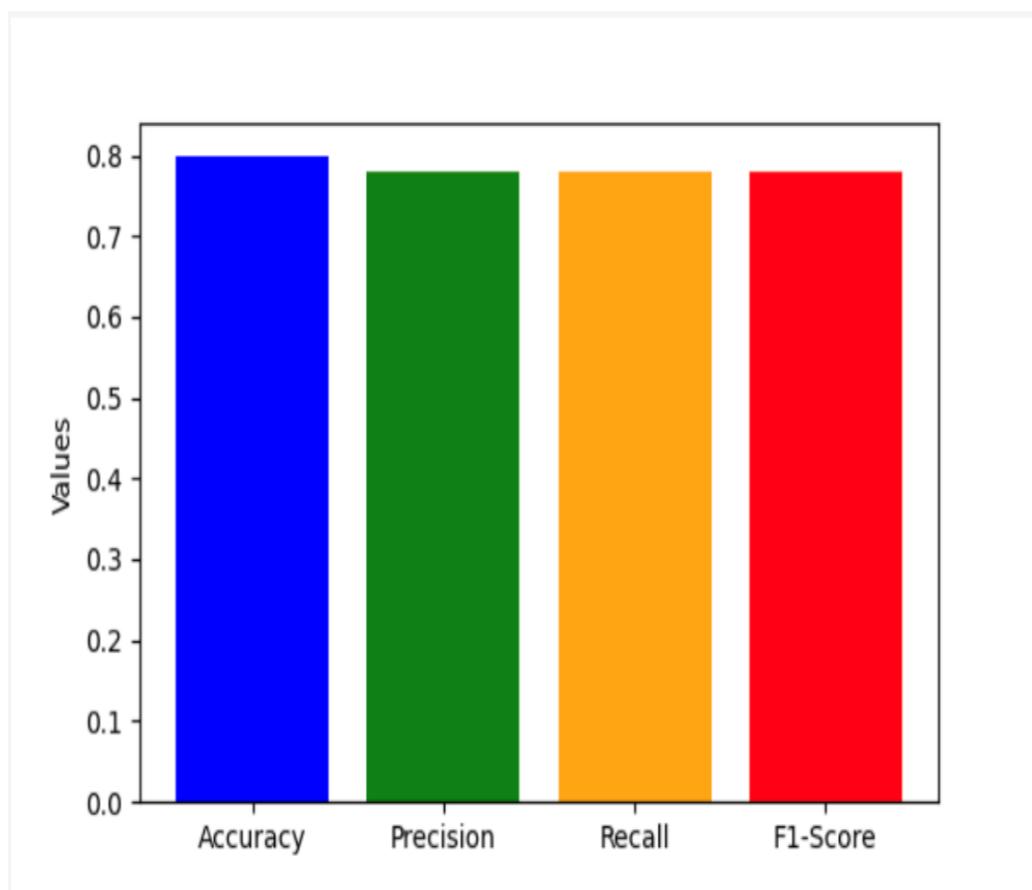
расталды және процесті көрнекі етіп қана қоймай, сонымен қатар, кезеңдерді және олардың өзара байланысын түсінуді жеңілдетеді.



Сурет 10 - Білім алушылардың үлгерімін болжаудың гибридік алгоритмі

11-суретте көрсетілген мәндер модельдің оқу деректеріндегі жетістік пен сәтсіздікті болжаудағы дәлдігінің жоғары екенін көрсетеді. Қажетті есептеулер

жүргізілгеннен кейін үш модель– бірлескен сүзгілеу, Naive Bayes әдісі және гибриді модельдер бойынша метрикалық нәтижелерге қол жеткізілді.

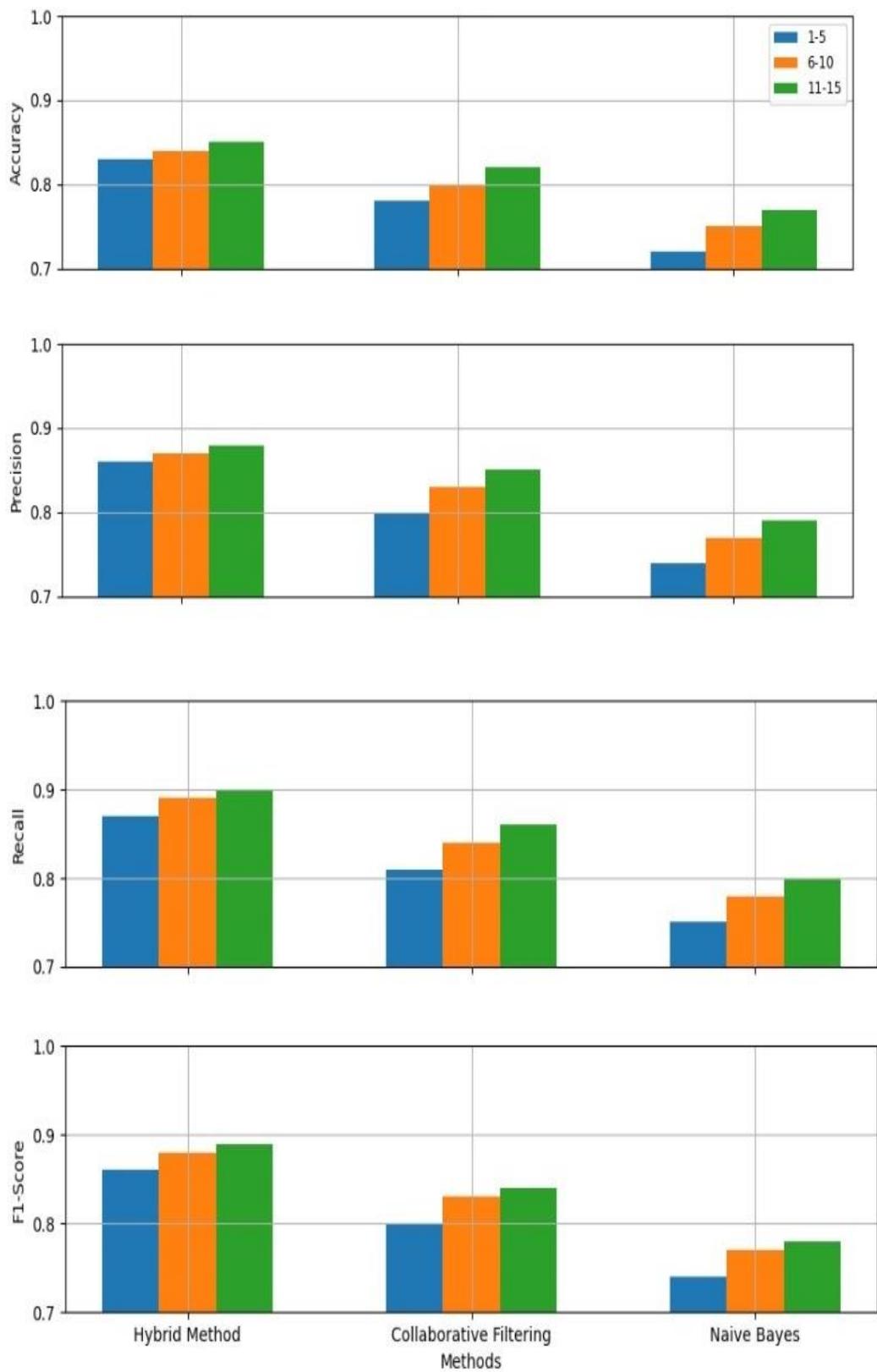


Сурет 11 - Метрикалық мәндер- Accuracy, Precision, Recall, F1-Score

Болжамдардың тұрақтылығын бағалау мақсатында бойлық зерттеу жүргізілді. Бұл зерттеу 15 академиялық апта бойы білім алушылармен эксперименттік болжам әдісін қолдану арқылы жүзеге асырылды. Аталған кезең үш бөлікке (1–5, 6–10 және 11–15 апталар) бөлініп, әр кезеңде модельдердің метрикалық көрсеткіштері 12-суретте көрсетілген. Бойлық талдау оқу үдерісінің түрлі кезеңдерінде болжам дәлдігін бақылауға және модельдердің уақыт өте келе тиімділігін сақтау деңгейін бағалауға мүмкіндік берді.

Бойлық талдау нәтижелері гибриді модельдің барлық кезеңдерде үздік көрсеткіштерге қол жеткізгенін көрсетеді. Атап айтқанда, оның дәлдік (accuracy) көрсеткіші 1–5 апталар аралығында 0,83 болса, 11–15 апталарда 0,85-ке жетті. Екінші орындағы бірлескен сүзгілеу моделінің дәлдік көрсеткіші 0,78-ден 0,82-ге дейін өсті. Ал Naive Bayes моделі ең төмен нәтижелер көрсетіп, 0,72-ден 0,77-ге дейін ғана жақсарды.

Дәлдік (precision) тұрғысынан да гибриді модель жақсы нәтижеге иеленді, бастапқыда 0,86 болып, кейін 0,88-ге дейін жетті. Бірлескен сүзгілеу 0,80-ден 0,85-ке дейін жақсарды, ал Naive Bayes әдісі 0,74-тен 0,79-ға дейін өсті.



Сурет 12 - Уақыт бойынша 3 әдістің бойлық метрикалық талдау диаграммалары

Толықтық (recall) көрсеткіші бойынша да гибриді модель 0,87-ден 0,90-ға дейін арттып басым болды. Бірлескен сүзгілеу 0,81-ден 0,86-ға дейін жақсарса, Naive Bayes әдісі 0,75-тен 0,80-ге дейін көтерілді.

F1-өлшемі бойынша да гибриді модель тұрақты түрде 0,86-дан бастап, 0,89-ға дейін өстіп, ең жоғары нәтижелер көрсетеді. Бірлескен сүзгілеу 0,80-ден 0,84-ке дейін жетсе, Naive Bayes әдісі 0,74-тен 0,78-ге дейін ғана жақсарды.

Accuracy, Precision, Recall және F1-score сияқты метрикалар болжамдық модельдердің тиімділігін бағалауда маңызды рөл атқарады. Апта сайын бұл көрсеткіштердің жақсаруы модельдердің бейімделу және оқыту қабілетінің жоғары екенін, яғни өңделген деректер саны артқан сайын олардың болжам дәлдігі де арта түсетінін дәлелдейді.

Зерттеуде болжам модельдерінің (гибриді әдіс, бірлескен сүзгілеу, Naive Bayes) тиімділігін жан-жақты бағалау үшін әрбір модельге және әрбір уақыт кезеңіне (1–5, 6–10, 11–15 апталар) арнап шатасу матрицалары (confusion matrices) құрылды. Бұл матрицалар модельдің нақты нәтижелермен қаншалықты дәл сәйкес келгенін көрсетті, атап айтқанда нақты оң (True Positive) және нақты теріс (True Negative) жағдайлар санын, сондай-ақ қате оң (False Positive) және қате теріс (False Negative) болжамдар санын анықтауға мүмкіндік берді [127, б, 15-16]. Шатасу матрицалары қай кластарда қателіктер жиі орын алғанын және қателіктердің таралу сипатын бағалауға көмектесті. Бұл талдаудың нәтижелері 15-кестеде берілген.

Кесте 15 - Апталар бойынша шатасу матрицасы

Модель/ апта	True Positives (TP)			True Negatives (TN)			False Positives (FP)			False Negatives (FN)		
	1-5	6-10	11-15	1-5	6-10	11-15	1-5	6-10	11-15	1-5	6-10	11-15
Гибриді модель	2	3	4	2	2	2	0	0	0	1	1	1
Бірлескен сүзу	3	4	5	1	1	1	1	1	1	0	0	0
Naive Bayes	2	3	4	2	2	2	0	0	0	1	1	1

15- кестеде көрсетілген шатасту матрицаларына жүргізілген терең талдау келесі тұжырымдарды анықтады. Гибриді әдіс нақты оң және нақты теріс нәтижелердің жоғары үлесімен үздік өнімділік көрсетіп, оның болжау дәлдігінің жоғары екенін дәлелденді. Сонымен қатар, бұл әдіс қате теріс нәтижелердің аздығымен ерекшеленіп, курсты сәтті аяқтауы тиіс білім алушыларды қате анықтау ықтималдығы төмен екенін көрсетті. Бірлескен сүзгілеу моделі, әсіресе 6–10 және 11–15 апталарда, нақты оң нәтижелердің артуын көрсетуінен жалған оң болжамдар жиілеп, курсты аяқтамауы тиіс білім алушыларды қате оң деп бағалау ықтималдығы арттырылған. Naive Bayes әдісі

қате оң нәтижелердің төмендігімен ерекшеленді, яғни оң болжамдарда сирек қателескенімен, қате теріс нәтижелердің жиі кездесуі оның кейбір жағдайда курсты өтуі тиіс білім алушыларды дәл емес болжауына себеп болатындығын көрсетті.

Шатасу матрицаларының нәтижелері әр модельдің артықшылықтары мен шектеулерін айқын көрсетті. Гибридті әдіс нақты оң және нақты теріс мәндер арасында тепе-теңдікті сақтап, жоғары сенімділік деңгейін көрсетті. Бірлескен сүзгілеу моделі оң болжам жасауда тиімді болғанымен, қате оң нәтижелерге бейім екені байқалды. Ал Naive Bayes моделі жалған оң болжамдарды азайта алды, бірақ жалған теріс нәтижелердің жиілігі оның әлсіз тұсын көрсетті.

Ғылыми зерттеу нәтижелердің негізінде модельдерді біріктіру арқылы жасалған гибридті тәсіл әрбір әдістің мықты тұстарын үйлестіріп, болжам тиімділігін арттыруға мүмкіндік берді. Гибридті модель бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдістерінің артықшылықтарын ұштастырып, дәлдік пен толықтық арасында оңтайлы тепе-теңдік орнатты. Бұл тәсіл барлық негізгі метрикалар (Accuracy, Precision, Recall, F1-score) бойынша базалық модельдерден жоғары нәтижелер көрсетті.

Сондықтан гибридті модель білім алушылардың үлгерімін болжауда перспективалы шешім ретінде бағаланады. Ғылыми зерттеулерде модельдің бейімделгіштігін жан-жақты тексеру үшін деректер көлемін ұлғайтып, әртүрлі білім беру деңгейлеріндегі және пәндер бойынша деректерді қамту жоспарлануда. Сонымен қатар, демографиялық факторларды ескере отырып, ұсынылған модельдің әмбебаптығы мен икемділігін одан әрі бағалау көзделуде. Жүргізілген ғылыми зерттеу нәтижелері білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдістерін біріктіретін гибридті модельдің жоғары тиімділігін растады. Бірлескен сүзгілеу білім алушылар арасындағы әлеуметтік өзара әрекеттестікті ескерсе, Naive Bayes әдісі пәндік мазмұн мен бағаларға негізделген ерекшеліктерді талдайды. Осы екі әдісті үйлестіре қолдану академиялық үлгерімді болжауда әлеуметтік және мазмұндық аспектілерді кешенді және жетілдірілген түрде қарастыруға мүмкіндік берді.

Эксперименттік нәтижелер ұсынылған модельдің тиімділігін дәлелдеп, дәлдеп (accuracy), нақтылық (precision), толықтық (recall) және F1-өлшемі (F1-score) секілді негізгі метрикалар бойынша жоғары мәндер көрсетілді. Бұл болжамдардың сапасы мен сенімділігін нақты сипаттайды.

Бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes модельдерін интеграциялау олардың жеке шектеулерін толықтырып, үлгерімді болжаудың анағұрлым жетілдірілген, кешенді және сенімді әдісін ұсынуға жол ашты. Өзірленген Naive Bayes модель білім беру мекемелерінде практикалық қолдануға жарамды, себебі ол білім алушылардың сәтсіздік қаупін алдын ала анықтауға және дербестенген ұсыныстар әзірлеуге мүмкіндік беретін шешім қабылдауды қолдайтын құрал бола алады.

Ғылыми зерттеу нәтижелері бұл модельді одан әрі жетілдіруге, қосымша деректер көздерін біріктіруге және оны оқытудың түрлі контексттеріне

бейімдеуге бағытталған болашақ ғылыми жұмыстарға негіз қалайды. Алайда, кейбір шектеулерді: деректер сапасына тәуелділік, үлкен көлемдегі ақпаратты өңдеу қажеттілігі және модельдің әртүрлі білім беру жағдайларына икемделу мүмкіндігін ескеру қажет.

Қолданылған деректер жиынтығындағы эксперименттер мен уақыт бойынша жасалған бойлық талдау ұсынылып отырған гибридті модельдің тиімділігін толық дәлелдеді. Іс жүзіндегі әдістермен салыстырғанда осы модельдің, әсіресе әлеуметтік өзара әрекеттестіктің өзгергіштігі мен оқу мазмұнының ерекшеліктері жағдайында, болжам дәлдігі жоғары болғанын көрсетті.

Ұсынылып отырған гибридті модельді білім беру тәжірибесіне кеңінен енгізуге болады. Оның әртүрлі білім беру контексттері мен оқу бағдарламаларына бейімделе алуы арқылы машиналық оқыту моделінің жетілдірілуі білім сапасын жақсартуға және әрбір білім алушы үшін жекелендірілген тәжірибе ұсынуға, академиялық үлгерімін болжауға мүмкіндік береді.

Сонымен қатар, ұсынылып отырған гибридті модельді оқу орындарында қолданудың әлеуеті де ерекше назар аударуға тұрарлық. Бұл модельді тәуекел тобындағы білім алушыларды уақтылы анықтап, жекелендірілген ұсыныстар беруге бағытталған шешім қабылдауды қолдайтын жүйе ретінде пайдалануға болады. Алайда, алынған нәтижелер дәлдігінің жоғарылығын ескеріп, ғылыми зерттеудегі шектеулерді мойындау қажет. Шектеулерге деректер сапасына тәуелділік, үлкен көлемдегі мәліметтерді өңдеу қажеттілігі, нақты білім беру жағдайларына бейімделу қажеттілігі жатады.

Бұл зерттеу жұмысы тек гибридті модельдің тиімділігін растау ғана емес, сонымен қатар, болашақ ізденістерге бағыт береді. Алдағы зерттеулер модельді одан әрі жетілдіруге, қосымша дереккөздерді біріктіруге және оны түрлі оқу контексттеріне бейімдеуге бағытталуы мүмкін. Деректердің өзгергіштігі мен жекелендіру талаптары сияқты нақты білім беру ұйымдарындағы шынайы мәселелерді шешу де маңызды. Бұл зерттеу нәтижелері деректерді білім беру саласында қолдану мен инновацияларды енгізуге жол ашатын берік ғылыми негіз қалыптастырады.

Бұл тармақшада әлеуметтік өзара әрекеттестіктерді ескеретін бірлескен сүзгілеу мен мазмұндық ерекшеліктерді қамтитын Naive Bayes әдісін біріктіру арқылы білім алушылардың үлгерімін неғұрлым нақты болжауға мүмкіндік беретін, олардың тұлғалық сипаттары мен оқу контентінің аспектілерін кешенді түрде қамтитын машиналық оқытудың жетілдірілген гибридті моделі ұсынылды және оның тиімділігі бағалау критерийлері арқылы айқындалды.

Білім алушылардың академиялық үлгерімді болжау бойынша педагогикалық эксперимент жұмысының ұйымдастырылуы, оның негізінде ғылыми-әдістемелік ұсыныстар беру қажеттілігі туындайды.

2.3 Педагогикалық эксперименттік ұйымдастыру және өткізу

Зерттеу болжамының дұрыстығын тәжірибелік-эксперименттік тексеру мақсатында 2021-2022, 2022-2023 және 2023-2024 оқу жылдарында Ө.Жәнібеков атындағы Оңтүстік Қазақстан педагогикалық университеті мен Ж.А.Тәшенев атындағы университеттерінің «Информатика» кафедрасының білім алушылары қамтылды. Тәжірибелік-эксперимент жұмысына барлығы 412 білім алушы қатысты [173, б. 770–775].

Тәжірибелік-эксперимент жұмыстары үш кезеңде (айқындау, қалыптастыру, бақылау) өткізілді.

Айқындау кезеңінде (2021-2022 ж.ж.) зерттелінетін проблеманың нақты жағдайының деңгейін анықтау мақсатында ЖОО білім беру бағдарламаларын жасалу үдерісі, БББ модульдері, оқу нәтижелері мен БББ қалыптастыратын бітірушілердің құзыреттері, білім алушылардың академиялық үлгерімін болжаудың маңыздылығы мен қажеттілігі анықталды. Білім беруде жасанды интеллект әдістерін қолданудың мүмкіндіктері, педагогикалық оқу стратегиялары және Блум таксономиясын МО әдістері арқылы ЖИ-ге интеграциялаудың ғылыми негіздеріне сараптама жасалды.

Айқындау экспериментінде әртүрлі әдістер пайдаланды: зерттеу жұмыстары бойынша педагогикалық, әдіснамалық көздер мен ғылыми-әдістемелік зерттеулер талданды, шетелдердегі білім алушылардың академиялық үлгерімін болжаудағы машиналық оқыту модельдерін қолданудағы ғылыми зерттеулерге шолу, талдаулар жасалды.

Машиналық оқытудағы озық тәжірибелер зерттелінді; білім алушылармен, ЖОО ОПК-мен, IT мамандармен, зерттеуші ғалымдармен сұхбаттар өткізілді.

Айқындау кезеңінде Ө.Жәнібеков атындағы Оңтүстік Қазақстан педагогикалық университеті мен Ж.А.Тәшенев атындағы университеттеріндегі оқу тәрбие үдерісінің нақты жағдайы мен білім беру бағдарламасы сапасын анықтау үшін міндеттер қойылды. Қойылған міндеттердің шешімі іздестірілді. Педагогикалық эксперимент жұмысының объектісін, тақырыбын тандау және оны жүргізуді теориялық тұрғыдан негіздеу; эксперименттің болжамын тұжырымдау; экспериментке қатысатын білім алушы санын анықтау; машиналық оқыту модельдерді меңгерудегі бастапқы дайындық деңгейін анықтауға қажетті әдістемелерді тандау және оның тиімділігін тексеру; білім алушылардың академиялық үлгеріміне әсер ететін факторларды анықтау, машиналық оқыту бойынша модельдерді қолдану деңгейін жетілдіруге байланысты оқу-әдістемелік құралдар дайындау; эксперимент нәтижесінде машиналық оқыту бойынша модельдерді қолдануға байланысты білім беру деректерін жинақтау, өндіру, өңдеу және қолдану, әсер ететін педагогикалық ықпалдарды анықтау.

Ө.Жәнібеков атындағы Оңтүстік Қазақстан педагогикалық университеті мен Ж.А.Тәшенев атындағы университеттерінде білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқытуды қолдануды қалай түсінетінін және оны оқыту үдерісінде қалай қолданатынын, қаншалықты

дәрежеде қолданыста екендігін анықтау үшін әңгімелесу және сауалнама (ҚОСЫМША Ә) алу жүргізілді.

Сауалнама нәтижесінде машиналық оқытудың модельдерін қолдану пайызы деңгейінде екендігі және машиналық оқыту және жасанды интеллект элементтері білім беру жүйесінде қолданылуы тек қана теориялық материалдардың практикада қолданылуы аз екендігі айқындалды, МО мен ЖИ-ға көбіне мән берілмейтіні анықталған.

ЖИ мен ЖОО-мен байланыс: ЖИ-ді оқу топтарына қолдану (ЖИ-мен оқыту), ЖИ-дің білім беруге арналған әдіс-тәсілдерін оқыту (ЖИ технологияларын зерттеу) және білім алушыларды ЖИ дәуіріндегі өмірге дайындау (ЖИ-мен ынтымақтастық) әрекеттері, оның мазмұны мен әдістеріндегі кемшіліктерді анықтап, оларды жетілдіру мәселесінде назар аудару қажет екендігін көсетті.

ОПҚ мен білім алушылар арасында ЖИ технологияларының мүмкіндіктерін толық түсіну және ықтимал тәуекелдерді азайту үшін білім беру саясатының «Білім беруді жақсарту үшін ЖИ технологиясын қалай қолдануға болады?» деген тақырыпта семинар-диспут, пікір талас қортындысында сандық және сапалық талдау жасау, оларды қорыту БББ-да, оның мазмұны мен әдістеріндегі кемшіліктерді анықтап, оларды жетілдіру мәселесіне назар аудару қажет екендігін көрсетті.

Айқындау кезеңінде адаптивті оқыту жүйелері білім алушылардың оқу стратегияларына, тапсырмалардың реттілігі мен күрделілігіне, кері байланыс уақытына және білім алушылардың қалауына бейімделетін жекелендірілген оқу платформаларын жіті оқып үйренуге мүмкіндігі төмен екендігі байқалды. Адаптивті жүйелер бірнеше өлшемдерді қамтитынын; оқытушының мақсаттары мен нұсқауларына сәйкес білім алушының оқуын жекелендіру; білім алушының өзін-өзі реттейтін оқуын дамыту, оған өзі таңдаған стратегияның тиімділігі туралы хабарлау және неғұрлым өнімді траекторияларды ұсыну; оқу үдерісін білім алушылардың эмоция деңгейіне, психологиялық ерекшеліктеріне қарай тану және бейімдеу; білім алушылардың кәсіби білімге деген ынтасын арттыру бойынша теориялық түсініктері төмен екендігін айқындалды.

ЖИ білім беру мүмкіндіктерін айтарлықтай кеңейтіп, үздіксіз жетілдіру қажеттілігі өзекті екендігі анықталды.

Айқындау кезеңіндегі оқу үдерісін іске асыру барысында жинақталған деректердің үлкен массивтерін талдауға мүмкіндік беретін ЖИ әдістерін соңғы кездері оқу аналитикасы (ОА) саласындағы мамандар белсенді түрде қолдану қажеттілігі туындады.

Педагогикалық эксперимент үрдісінде дәстүрлі білім беру мекемелерінің білім алушыларының үлгерімі мен оқу үдерісіне қатысуын бағалау үдерісі: модульді, семестрді, жылды қорытындылау кезеңінде деректерді талдау әрекетінде іске асыру заман талабы екендігі айқындалды. МО мен ЖИ қолдану мәселесі бойынша нақты жағдайын білу үшін жүргізілген тексеру білім алушылардың академиялық үлгерімін болжаудың төмендігін көрсетті.

Айқындау кезеңінде алынған нәтижелер зерттеу болжамын құруға және «Оқу аналитикасы» (ОА) пайдалану үшін білім алушылардың деректерін және олардың айналасындағы контексті өлшеу, жинау, талдау және ұсыну үшін қолдану қажеттілігін айқындады. ЖОО-дағы ОА-ның бенефициарларын анықтау заман талабы екендігі анықталды. Оқу аналитикасы жасанды интеллектпен білім беру арасындағы байланыс қызметін атқаратындығын айқындалды. Ғалым педагогтардың ғылыми еңбектерін зерделеу нәтижесінде «Оқу аналитикасы», «Білім беру деректерін өңдеу», «Машиналық оқыту және жасанды интеллект» ұғымдарын бір-бірін алмастыратын өте жақын ұғымдар зерделенді, машиналық оқыту және жасанды интеллекттің қолданыс аясын білім беру жүйесінде зерттеу өте маңызды екендігі нақтыланды.

Айқындау кезеңінде алынған бұл нәтижелер зерттеу болжамын құруға және білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда ғылыми-әдістемелік зерттеулерді зерделеу зерттеу тақырыбының көкейтесті екендігін көрсетті және қалыптастыру экспериментін жүргізуге негіз болды.

Эксперименттің қалыптастыру кезеңі педагогикалық үдерісті түрлендіру мақсатында, яғни 2022-2023 жж. академиялық үлгерімді болжауға бағытталған эксперименттік зерттеулердің қалыптастыру кезеңі машиналық оқыту модельдерінің тиімділігін кешенді түрде бағалауға және оларды нақты білім беру ортасына бейімдеуге негізделген. Зерттеу барысында модельдер әртүрлі деректер жиынтығында сынақтан өткізіліп, олардың болжамдық дәлдігі, тұрақтылығы мен практикалық қолдану мүмкіндіктері жан-жақты талданды. Зерттеу нәтижелері интеграцияланған әдістердің оқу үлгерімін дәлірек болжауға мүмкіндік беретінін және білім алушыларға бейімделген оқыту траекторияларын қалыптастыруда маңызды құрал бола алатынын көрсетті.

Модельді білім беру жүйелеріне енгізу.

Білім алушылардың үлгерімін болжаудың әзірленген моделін білім беру жүйелеріне, атап айтқанда LEARNING оқытуды басқару платформаларына (LMS) енгізу процесі қарастырылды. Модельді интеграциялау оқу материалдары бойынша ұсыныстар жасалды, білім алушылардың үлгермеу қаупі болжалды және оқу нәтижелерін жақсарту мақсатында жүзеге асырылды.

Машиналық оқытуға негізделген үлгерімді болжау моделін білім беру жүйесіне, әсіресе оқытуды басқару жүйесіне (LMS) интеграциялау бірнеше дәйекті кезеңнен тұрады. Бірінші кезеңде деректер жинақталып, алдын ала өңдеуден өткізілді. Одан кейін модельді нақты LMS платформасына бейімдеу жүзеге асырылды, бұл кезде модель оқыту мазмұнымен, білім алушы белсенділігімен және бағалау жүйесімен үйлестіріледі, атап айтқанда LEARNING оқытуды басқару платформаларына (LMS) енгізу процесі қарастырылды. Модель енгізілген соң, оның нақты уақыттағы жұмыс нәтижелері бақылауға алынып, білім алушыларға оқу мазмұны бойынша бейімделген ұсыныстар беру және үлгермеу қаупі бар білім алушыларды анықтау мүмкіндігі жүзеге асырылды. Интеграцияның соңғы кезеңінде

модельдің тиімділігі мен тұрақтылығы бағаланды, алынған нәтижелер білім беру процесін дербестендіру мен оңтайландыру үшін қолданылды.

Бірінші кезеңде модель LMS контекстінде шешуі керек талаптар мен мақсаттарды талдау қажет. Бұған қажетті кірістерді (оқу үлгерімі, білім алушылардың белсенділігі, демографиялық сипаттамалары және т.б.) және мақсатты көрсеткіштерді (үлгерімсіздік тәуекелдерін болжау) анықтау кіреді [175].

Екінші кезеңде модельді жүйеге біріктіру үшін LMS-пен модельдің өзара әрекеттесуге мүмкіндік беретін қолданбалы бағдарламалау интерфейстерін (API) әзірлеу қажет. API интерфейстері білім алушылардың деректерін модельге жіберуді және нақты уақыттағы болжамдар мен ұсыныстарды алуды қамтамасыз етуі керек.

Іске асырар алдында оның тиімділігіне көз жеткізу үшін модельді тарихи деректерге оқыту және тестілеу кезеңдерін жүргізу қажет. Тестілеу болжамдардың дәлдігін тексеруді және нақты жұмыс жағдайында модельдің дұрыс жұмыс істеу мүмкіндігін қамтуы керек.

Үшінші кезең – модельді оқытуды басқару жүйесінің (LMS) пайдаланушы интерфейсіне біріктіру. Бұл қадам білім алушылар мен оқытушылардың модель ұсынған болжамдар мен ұсыныстармен тікелей және жеңіл әрекеттесуін қамтамасыз етеді. Интеграция процесіне модель нәтижелерін көрнекі түрде бейнелейтін визуалды панельдерді әзірлеу, сондай-ақ үлгермеу қаупі туралы автоматты хабарламаларды көрсету функционалын енгізу кіреді.

Төртінші кезеңде модельді енгізгеннен кейін оның жұмысын бағалау үшін пайдаланушылардан кері байланыс жинау процесін құру маңызды. Алынған мәліметтер негізінде модель өзгертіліп, өзгертін жағдайлар мен талаптарға бейімделуі мүмкін. Бұл кезеңде LMS білім алушылардың үлгерімі, белсенділігі, сабаққа қатысуы, тест нәтижелері және басқа параметрлерді қоса алғанда, деректерді жинап, сақтауы керек. Бұл деректерді модель сәтсіздік тәуекелдерін болжау үшін пайдаланады. Модель жиналған деректерге талдау жасайды және білім алушылардың сәттілікке жету ықтималдығы туралы болжамдар жасайды. Бұл болжамдар білім алушылардың қатысу деңгейі және оқу материалдарының күрделілігі сияқты әртүрлі факторларға байланысты өзгеруі мүмкін. Болжамдарға сүйене отырып, модель білім алушыларға қосымша оқу материалдарын, оқу үлгерімін арттыруға көмектесетін курстарды және оқытушылармен кеңесу қажеттілігі туралы хабарламаларды ұсына отырып, жеке ұсыныстар жасайды. Модель, сонымен қатар, оқытушылар мен әкімшілерге тәуекел тобындағы білім алушыларды қолдау үшін алдын-ала шаралар қабылдауға мүмкіндік беретін сәтсіздік тәуекелдерін бағалауды жүзеге асырады.

Бесінші кезең - білім алушылардың үлгерімін болжау моделін оқытуды басқару платформаларына (LMS) енгізу - жекелендірілген және тиімді білім беру процесін құрудағы маңызды қадам болып табылады. Модельді интеграциялау үлгерімсіздік тәуекелдерін болжауға ғана емес, сонымен қатар, оқу материалдары бойынша ұсыныстарды қалыптастыруға мүмкіндік береді,

бұл білім алушылардың қатысуын және олардың үлгерімін едәуір арттырады. Модельдің практикалық тиімділігін нақты білім беру жағдайында үнемі бағалап отыру және қажетті түзетулер енгізу – білім алушылар мен білім беру ұйымдары үшін барынша нәтижелі оқу ортасын қалыптастырудың негізгі алғышарты болып табылады (сурет 13) [176].

Машиналық оқытуға негізделген үлгерімді болжау моделін білім беру жүйесіне, әсіресе оқытуды басқару жүйесіне (LMS) тиімді енгізу мақсатында бірқатар дәйекті кезеңдерді жүзеге асыруға арналған LEARNING платформасы әзірленді. LEARNING-ке модель енгізілгеннен кейін жүйе білім беру процесін қолдауда өзінің практикалық маңыздылығы мен әлеуетін көрсетті. Платформа келесі мүмкіндіктерді берді:

- үлгермеу қаупі жоғары білім алушыларды автоматты түрде анықталды;
- қосымша материалдар бойынша жеке ұсыныстарды қалыптастырылды;
- үлгерім мониторингін автоматтандыру және талдамалық деректерді ұсыну есебінен оқытушылар мен әкімшілерге жүктеме азайтылды.

Енгізілген модельдің тиімділігі болжау дәлдігінің жоғарылауымен және негізгі көрсеткіштердің мәндерімен расталды, бұл оны әртүрлі білім беру мекемелерінде қолдану мүмкіндігін көрсетеді. Алдағы уақытта білім алушылардың қосымша сипаттамаларын ескеру арқылы модельдің функционалдық мүмкіндіктерін кеңейтуге болады. Сонымен қатар, деректерді өңдеудің заманауи алгоритмдері мен әдістерін енгізу модельдің болжамдық дәлдігін одан әрі арттыруға ықпал етеді. LEARNING платформаның жұмыс беттері А қосымшасында көрсетілген.

Ж.А.Тәшенев атындағы университеті мен Ө.Жәнібеков атындағы Оңтүстік Қазақстан педагогикалық университеті сияқты екі оқу орнына Naive Bayes және бірлескен сүзгілеу әдістерін біріктіретін білім алушылардың үлгерімін болжау моделін эксперименттік енгізу процесі қарастырылды. Таңдаудың негізгі критерийлері оқу орындарының ауқымы, академиялық пәндердің әртүрлілігі және білім алушылардың әртүрлі санаттарына қол жеткізу болды. Мамандықтар бойынша білім алушылар топтары құрылды, олар үшін Naive Bayes классификаторы негізінде модельді қолдана отырып, үлгерімді болжау жүзеге асырылды. Эксперименттің негізінде модельдің тиімділігін мен білім алушылардың оқу үлгеріміне әсері тексерілді. Дәлдік, толықтық және F-өлшемі көрсеткіштер, оқытушылар мен білім алушылардан алынған кері байланыс бағаланды.

LEARNING платформасын оқу процесіне енгізу «Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқытуды қолданудың ғылыми әдістемелік негіздері» диссертациялық зерттеуі шеңберінде эксперименттегі маңызды кезең болды. Бұл эксперимент оқу процесін қолдау және білім алушылардың оқу сапасын жақсарту үшін оқыту платформасын пайдалану тиімділігін талдауға және бағалауға бағытталды (Қосымша А).



Сурет 13 - Білім алушылардың үлгерімін болжаудың MO моделін LMS жүйесіне интеграциялау әдістемесі

LEARNING платформасы 6B01503 – «Информатика мұғалімін даярлау» ББ бойынша Ө.Жәнібеков атындағы Оңтүстік Қазақстан педагогикалық университеті, «Информатика» кафедрасы және Ж.А.Тәшенев атындағы университетіндегі «Информатика» кафедрасының білім беру процесіне 2 курс

күндізгі оқу нысанындағы білім алушыларға интеграцияланған. Платформа 2023-2024 оқу жылының 4 семестріндегі «Деректер қорының негіздері» пәні және «Web программалау негіздері» пәндерін оқытуда қолданылды.

Сондай-ақ, 2024 жылғы 16-30 қаңтар аралығында «Деректер қорының негіздері» пәні және «Web программалау негіздері» пәндері бойынша 2 курс білім алушылары үшін 4 семестр ішінде LEARNING платформасы оқу процесіне эксперименталды түрде енгізілді. Бұл платформаны біріктірудің негізгі мақсаты - оқыту әдістерін жақсарту ғана емес, сонымен қатар, білім алушылардың үлгерімін болжау контекстінде машиналық оқыту мүмкіндіктерін тексеру болды.

Енгізу нәтижелері оқу үлгерімі болжамының айтарлықтай жақсарғанын көрсетті, бұл оқытушыларға оқу материалдары мен әдістемелерін білім алушылардың қажеттіліктеріне жедел бейімдеуге мүмкіндік берді. LEARNING платформасы білім алушылардың әлеуетін дәлірек бағалауға және тәуекел топтарын анықтауға ықпал ететін ағымдағы бағалауларды, қатысу деңгейін және басқа академиялық параметрлерді қоса алғанда, деректердің автоматтандырылған түрде талдануын қамтамасыз етті.

Эксперимент барысында алынған деректерді талдау платформаны пайдалану болжамдарының дәлдігін арттыруға және оқу процесінің өнімділік көрсеткіштерін жақсартуға мүмкіндік беретінін көрсетті. Эксперимент барысында платформаны біріктіру білім алушылардың белсенділігін арттыруға және оқытушыларға негізделген шешімдер қабылдауға көмектесетіні анықталды (Қосымша Ә).

Модельдердің тиімділігін бағалау үшін Дәлдік (Accuracy), Толықтығы (Recall), F1-өлшемі (F1-Score) көрсеткіштер алынды. Эксперимент деректерді дайындау мен жинаудан, модельді әзірлеу мен оқытудан, оны білім беру жүйелеріне енгізуден бастап бірнеше негізгі кезеңдерді қамтыды және нәтижелерді талдаумен аяқталды. Бірінші кезеңде жас, жыныс, алдыңғы бағалар, сабаққа қатысу пайызы және LEARNING платформасындағы белсенділік сияқты сипаттамаларды қоса алғанда, білім алушылардың бастапқы деректері жиналды. Қателерді азайту және модельді оқытудың сенімді базасын құру үшін деректердің сапасына, олардың толықтығына және дәлдігіне ерекше назар аударылды. LEARNING платформасы ерекшеліктер мен техникалық талаптарды ескере отырып, екі оқу орнына да біріктірілді. Модельді енгізу үшін университеттердің білім беру жүйелері мен LEARNING платформасы арасында деректерді беруді қамтамасыз ететін интеграциялық инфрақұрылым әзірленді.

Жоғары оқу орындарының оқытушылары мен әкімшілері платформаның функционалына қол жеткізді, бұл білім алушылардың үлгерімі туралы болжамдарды қалыптастыруға және қосымша қолдауды қажет ететін білім алушыларды анықтауға мүмкіндік берді. Бұл кезеңде модельдің кемшіліктерін анықтау және процестерді оңтайландыру үшін оқытушылар мен білім алушылардан кері байланыс жиналды.

Эксперимент жүргізу үшін екі модель қолданылды: стандартты Naive Bayes моделі және бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдістерін біріктіретін

интеграцияланған модель. Мақсат - әдістерді біріктіру әрбір жеке әдісті қолданумен салыстырғанда болжамдардың дәлдігі мен бейімделуін жақсартуға қалай көмектесетінін анықтау болды.

Эксперимент нәтижелері бір ғана әдісті қолданумен салыстырғанда дәлдік пен толықтық көрсеткіштерін айтарлықтай жақсартқанын көрсетті. Білім алушыларды іріктеу эксперименттері негізінде модель метрикасы келесі мәндерге қол жеткізді: Дәлдік: 0.85; Толықтығы: 0.90; F-Өлшем: 0.89

Ғылыми зерттеудің маңызды аспектісі оқытушылар мен білім алушылардан кері байланыс алу болды. Модельдің тиімділігін сапалы талдау үшін оқытушылар мен білім алушылар арасында бірқатар сауалнамалар жүргізілді. Оқытушылар оқу жоспарларын бейімдеу және білім алушыларға ұсыныстар беру үшін модельдік болжамдарды қолдану қаншалықты ыңғайлы және пайдалы екенін бағалады. Білім алушылар модельдің болжамдарын қаншалықты дәл деп санайтыны және жекелендірілген нұсқаулар олардың оқуына қалай ықпал ететіні туралы пікірлерімен бөлісті.

Сауалнамалар мен сұхбаттар үлгермеу қаупі бар білім алушыларды анықтау және оларға жекелендірілген ұсыныстар беру моделінің мүмкіндіктерін жоғары бағалағанын көрсетті. Респонденттердің көпшілігі болжамдардың дәлдігі мен жүйенің ыңғайлылығын атап өтті.

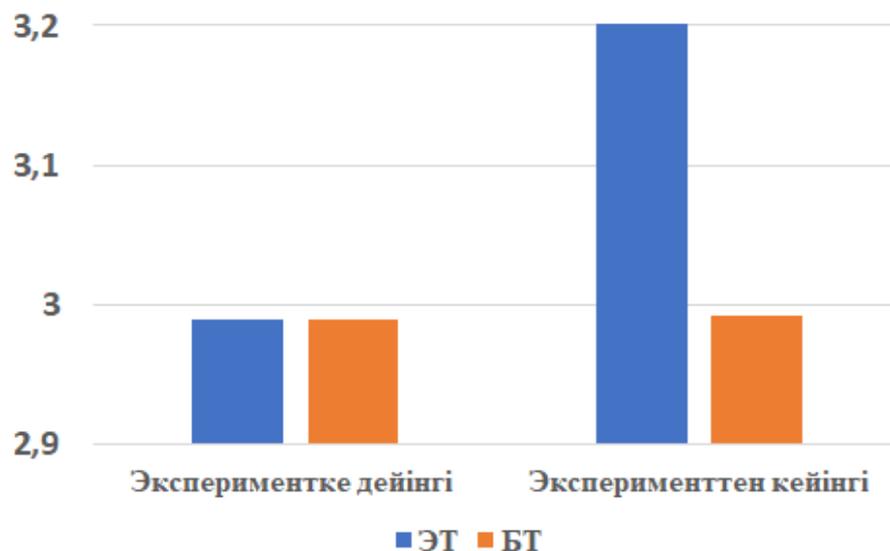
Жүргізілген талдау жұмысы академиялық үлгерімді болжауда машиналық модельдерді қолдануға бағытталған әдістемелік ұсыныстар енгізу қажет екендігі белгілі болды. Ол үшін әдістемелік даярлық жұмысын жаңа деңгейге көтеру міндеті қойылды.

Тәжірибелік-эксперимент жұмысымыздың **бақылау (түзетуші) кезеңінде** білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқытуды қолданудың бағдарлылығын арттыру арнайы жасалған әдістемелік жүйе (бағдарламалар, модельдер оқу-әдістемелік кешендер, оқу құралдары мен ұсыныстар және т.б) негізінде жүргізілді [174,175,176].

Осы жұмыстарды жүргізу үшін экспериментке қамтылатын топтар мен олардағы білім алушылардың саны белгіленді.

Эксперимент кезеңінде ұсынылған әдістемелік жүйенің тиімділігі кешенді тексеру арқылы жүргізілді. Олар: білім алушылардың жаңа әдістемелік жүйе бойынша экспериментке дейінгі және эксперименттен кейінгі білім деңгейін анықтау; білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда Naive Bayes моделін қолдану, осы бойынша жасалған модельдер қолдана білуі; алған білімдерін кәсіби қызметте қолдану дағдыларын меңгеру; игеру мақсаттарын қоя білуі; қолданылып отырған модельдің мазмұнының ерекшелігін ескере отырып қойылған мақсатқа сәйкес білім алушылардың жекешелендірілген оқыту үшін тапсырмалар құра білуі; ЖИ элементін қолдана білуі және меңгеру болып табылады.

Осы мақсатта экспериментті жүргізу үшін эксперименталды (ЭТ) және бақылау (БТ) топтары анықталды. Эксперимент жүргізілгеннен кейін бақылау тобының GPA баллының орташа мәні эксперимент топтағы білім алушылардың GPA баллының орташа төмен болғаны анықталды. (сурет-14).



Сурет 14 - ЭТ және БТ GPA баллы бойынша бақылау эксперимент нәтижелері

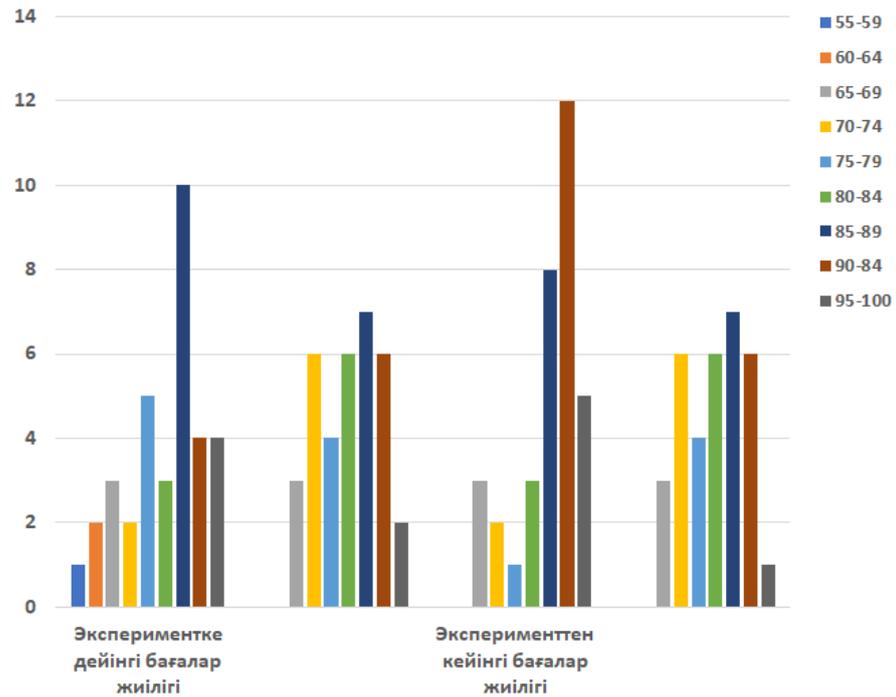
Экспериментке қатысқан білім алушылардың саны жалпы 68, бақылау тобы 34 және эксперимент тобында 34 білім алушылар. Бақылау және эксперименттік топтардың сәйкесінше эксперимент материалы дәстүрлі әдістеме негізінде, ал басқа топта оқу материалдары авторлық оқу-әдістемелік кешенді қолдану арқылы беріліп, авторлық әдістемелік жүйе бойынша эксперимент өткізілді.

Біздің жасаған әдістемелік жүйеміздің тиімділігі жайлы эксперименталды және бақылау топтарында алынған академиялық үлгерімдерді болжау жұмысы бойынша тұжырым жасалды. Оны орындау нәтижелерін машиналық оқытудағы метрикалық сипаттамалары бойынша бағаланды.

Нәтижелерді дәл сараптама жасау үшін GPA баллдар бойынша орындалатын әрекет табыстылығы мен толықтылығының келесі үдемеленуі (градация) пайдаланылды: 95-100– 4.0 балл, 90-94 – 3.67 балл, 85-89– 3.33 балл, 80-84– 3.0 балл, 75-79– 2.67 балл, 70-74– 2.33 балл, 65-69– 2.0 балл, 60-64– 1.67 балл, 55-59– 1.33 балл, 50-54– 1.0 балл, 25-49– 0.5 балл, 0– 24-0 балл. Максималды балл – 100.

Бақылау экспериментінде біз ұсынған оқу-әдістемелік жүйе қолданылды. Бақылау экспериментінің нәтижелері қосымша Д және 14-суретте диаграмма түрінде көрсетілген.

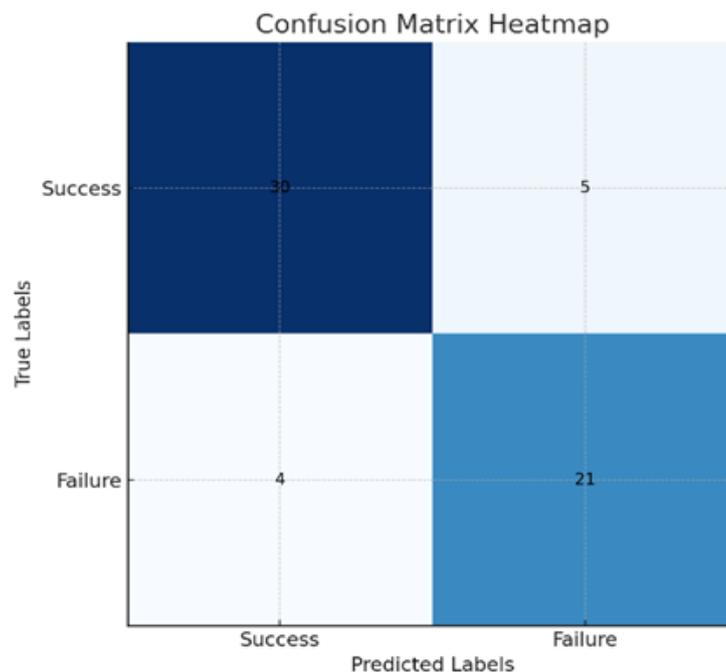
Ө.Жәнібеков атындағы ОҚПУ мен Ж.А.Тәшенев атындағы университеттерінде жүргізілген педагогикалық эксперимент нәтижелі болды. «Информатика» білім беру бағдарламасы бойынша академиялық үлгерімді болжауға арналған әдістеме мен оның тиімділігін бағалау, критерийлерін анықтау үшін гибридік модельдер қолданылып, олардың дәлдігі (Assurasy) есептелді.



Сурет 15 – GPA баллы бойынша бақылау эксперимент нәтижелері

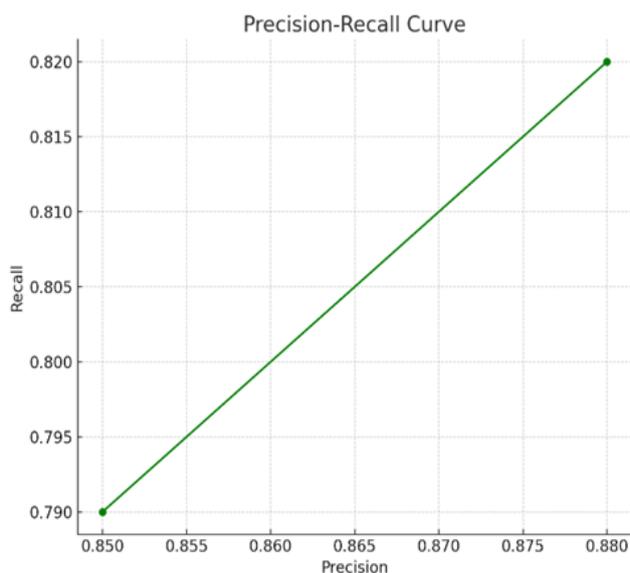
Ж.А.Тәшенев атындағы университетінде модельдің дәлдігі 85%,
 Ө.Жәнібеков атындағы ОҚПУ-де -83% болып, болжау тиімділігінің жоғары екенін көрсетті.

16-суретте шатасу матрицасы бойынша модельдің сәтті немесе сәтсіз деп жіктеген білім алушылар саны көрсетілген.



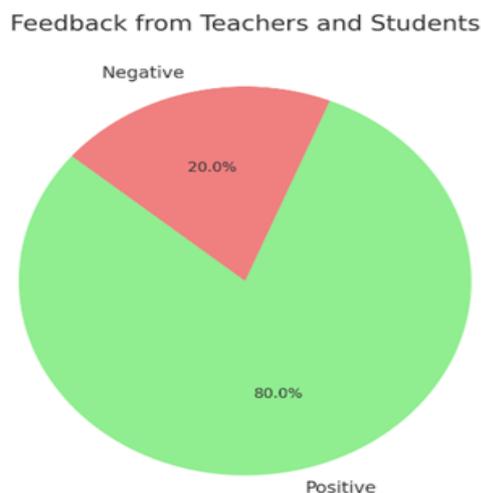
Сурет 16 - Шатасу матрицасы (Confusion Matrix)

17-суретте модель үшін дәлдік (Precision) пен толықтық (Recall) көрсеткіштері арасындағы байланыс бейнеленген. Бұл қисық модельдің болжамдары қаншалықты теңдестірілген екенін бағалауға мүмкіндік береді. Аталған модель бойынша дәлдік мәні – 0.88, ал толықтық – 0.82, бұл өз кезегінде дәлдік пен толықтық арасында жақсы үйлесім бар екенін көрсетеді. Бұл қисық үлгерімі төмен білім алушыларды дәл анықтауға модельдің қаншалықты қабілетті екендігін көрсетеді.



Сурет 17 - Precision-Recall Қисығы

18-суретте дөңгелек диаграмма модельді қолданғаннан кейін оқытушылар мен білім алушылар тарапынан алынған оң және теріс пікірлердің үлесін көрсетеді. Сауалнама нәтижелерінің бір бөлігі қосымшада берілген (Қосымша Б). Оң пікірлердің 80%-ы модельге жоғары қанағаттанушылықты көрсетіп, оны жетілдіруде кері байланыстың маңызын дәлелдеді.



Сурет 18 - Оқытушылар мен білім алушылардың кері байланыс диаграммасы

Педагогикалық эксперимент модельдің үлгерімді болжау және тәуекел топтарын анықтауда тиімді екенін растады. Бірлескен сүзгілеу білім алушылардың әлеуметтік өзара әрекеттесуін ескеруге, ал Naive Bayes әдісі академиялық деректерді талдауға мүмкіндік берді. Бұл тәсіл екі университетте де дәл және бейімделген болжау жүйесін құруға жол ашты.

Модельді енгізу қорытындысы бойынша екі оқу орнында білім алушылардың орташа үлгерімінің артуы тіркелді. Көрсеткіштерді талдау модель оқытушыларға уақтылы әрекет етуге және жекелендірілген қолдау көрсетуге мүмкіндік беру арқылы үлгерімсіздік қаупі жоғары білім алушыларды сәтті анықтайтынын көрсетті.

Зерттеу нәтижесі машиналық оқытуға негізделген үлгерімді болжау моделінің тиімділігін кешенді бағалап, оны білім беру жүйесіне енгізу мүмкіндігін көрсетті. Бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдісін үйлестіру әлеуметтік және мазмұндық факторларды ескере отырып, дәл болжауға мүмкіндік берді. LEARNING платформасына интеграциялау жекелендірілген және тиімді оқытуға жағдай жасады. Метрикалық көрсеткіштер мен кері байланыс нәтижелері модельдің практикалық маңызын растады.

Эксперименттің негізгі өзегі: «Біз ұсынған әдістемелік жүйе мен машиналық оқыту модельдерді пайдаланылған топта академиялық үлгерімін болжау бойынша оқудан шығып қалу қаупі немесе оқу үлгерімінің төмендеу тәуекелдері бар білім алушыларды алдын ала болжап, бұл тәуекелдерді болдырмас үшін әкімшілік және оқу-әдістемелік тұрғыдан қажетті бақылау шараларын дер кезінде қолдануға болады ма?» деген сұраққа жауап алу үшін алған нәтижелердің бірқатар сандық көрсеткіштерін талдау керек.

Сондай көрсеткіштердің бірі мәліметтердің орталық тенденциясының сипаттамасы, сонымен қатар таралу центрі айналасындағы мәліметтердің вариативтілігінің сипаттамасы. Таралу орталығының маңызды статистикалық сипаттамасы-орташа арифметикалық сипаттама. Орталық тенденциясының басқа сипаттамаларына ең жиі кездесетін вариант-мода (модель) және жиынтықты көлемі жағынан екі бірдей бөлікке бөлетін-медиана жатады. Орталық айналасындағы вариативтіліктің сипаттамасы ретінде көбіне дисперсия қарастырылады.

Мәліметтерді анализ жасағанда шешілуі қажет тағы бір маңызды мәселе таралу қалыпты таралу заңына бағынатындығын анықтау. Бұл мәселе өзара орташа мәнді, мода мен медиананы салыстыру негізінде шешіледі.

Бастапқы мәліметтерді GPA баллдары жиілігін реттілік шкаласы бойынша топтаған кестеден таралу сипаттамасын алынған (Қосымша Д). Педагогикалық зерттеулер нәтижесінде алынған мәліметтерді анализ жасауға арналған «Педагогическая статистика» бағдарламасында есептеліп алынған [177].

Білім алушылардың GPA баллдары жиілігін реттілік шкаласы бойынша топтау кестесіндегі мәліметтерді χ^2 критерийінің (порядковая шкала) статистикасының көмегімен анализ жасалынды. Бұл критерий екі жиынтықтың таралуын салыстыру үшін қолданылады. Бұл критерийді қолдану үшін келесі талаптарды орындау қажет: 1) екі іріктеме (выборка) кездейсоқ; 2) іріктемелер

тәуелсіз және әр іріктеме мүшесі де өзара тәуелсіз; 3) өлшеу межелігі (шкала) бірнеше категориялар (С) межелігі бола алады. Біздің зерттеуіміздің мәліметтері осы талаптардың барлығын қанағаттандырады, сондықтан, осы критерийлер пайдаланылған [177].

Эксперименттік және бақылау топтарының GPA баллдары бойынша тоғыз категорияға (1.33,1.67,2.0,2.33,2.67,3.0,3.33,3.37,4.0) таралады. Осы таралудың еркіндік дәрежесі $C = L - 1 = 8$.

Бірінші іріктеменің санын q_{1i} , мұндағы i -күй категориясы ($i = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9$), ал екінші іріктемеге түскен объектінің санын q_{2i} деп белгілейміз.

Бірінші жиынтықтан кездейсоқ таңдап алынған объект тексеріліп отырған қасиеттің ($i = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9$) өлшеу межелігі i -ші категориясына жатуының ықтималдылығын p_{1i} деп, ал осындай оқиғаның екінші жиынтық объектілері үшін ықтималдылығын p_{2i} деп белгілейміз.

Сонда, бастапқы мәліметтерді GPA баллдар жиілігінің реттік шкаласы бойынша бірінші және екінші жиынтықтардың объектілерінің әр i категориясына түсу ықтималдығы теңдігі туралы нольдік гипотезаны тексеріледі. Осылайша, нольдік гипотеза H_0 барлық $C = 8$ категориялар үшін $p_{1i} = p_{2i}$, ал C категориясының ең кем дегенде біреуі үшін $p_{1i} \neq p_{2i}$ альтернативті гипотеза H_1 орындалады.

Критерий көмегімен жоғарыда айтылған нольдік гипотезаны тексеру үшін эксперименттік мәліметтер негізінде χ^2 критерийінің статистикалық мәні

T келесі формуламен есептелінеді:

$$T = \frac{1}{n_1 \cdot n_2} \sum_{i=1}^C \frac{(n_1 q_{2i} - n_2 q_{1i})^2}{q_{2i} + q_{1i}} \quad (14)$$

Мұндағы n_1 мен n_2 іріктеме көлемі.

Біздің тәжірибелік-экспериментімізде $T_{\text{бақылау}} = 11,37$ мәніне тең болады және оның есептеуі D қосымшасында көрсетілген. Екі жақты χ^2 критерийін кестеге сәйкес қолдану шарттары бойынша $C = 8$ еркіндік дәрежесі және маңыздылық деңгейі $\alpha = 0,05$ үшін $T_{\text{критикалық}} = 15,5$ тең болады [177]. χ^2 критерий бойынша шешім қабылдау ережесіне сәйкес $T_{\text{бақылау}} < T_{\text{критикалық}}$ ($11,37 < 15,5$). Нәтиже нөлдік гипотезаны қабылдамауға жеткілікті негіз бермейді, демек, біз ұсынған әдістемелік жүйе мен машиналық оқыту модельдерін білім алушылардың академиялық үлгерімін болжау арқылы GPA баллдарын жоғарлатуға оң ықпал ететінін көрсетеді.

Эксперименталды және бақылау топтарындағы бақылау жұмысынан алған бағаларының статистикалық таралу нәтижелерінде анализ жасау арқылы біз жоғары мәнде дәрежеде айырмашылық бар екенін дәлелдедік. Яғни, біз ұсынған әдістеме практикалық икемділіктер мен дағдылардың қалыптасу деңгейін арттырады, себебі, ЭТ орташа GPA балл 3,2 болса, БТ орташа GPA балл 2,994.

Біздің ғылыми зерттеулер жетістіктер мен ғылыми жаңалықтардың орын алғанын дәлелдейтін нақты нәтижелерге қол жеткізілді:

– практикалық нәтиже: *LEARNING* платформасы Ж.А.Тәшенев атындағы университетінде пилоттық режимде енгізіліп, үлгерімді бақылау және болжау үшін қолданылды. Нәтижесінде тәуекел тобына ескерту жасалып, жеке оқу траекториялары ұсынылды. Гибридті модель мен платформа нақты оқу процесінде сәтті апробациядан өтті;

– ғылыми жарияланымдар: Зерттеу нәтижелері Scopus және ҚР БҒМ ұсынған ғылыми басылымдарда 14 мақала түрінде жарық көрді;

– қолданбалы мәні: Платформа ҚР жоғары оқу орындарына бейімделіп жасалынды;

– кері байланыс: Пилоттық қолдану барысында оқытушылар мен білім алушылар тарапынан оң пікірлер мен ұсыныстар алынды;

– ғылыми зерттеу жұмысының нәтижесі: гибридті модель мен платформа нақты оқу орнында апробациядан өтіп, нақты оқу процесінде қолданылды;

– ғылыми зерттеу жұмыстары бойынша жарияланымдар: Scopus базаларында және ҚР БҒМ ұсынған ғылыми басылымдарда, халықаралық ғылыми-практикалық конференцияларда 14 мақала жарық көрді;

– ғылыми зерттеу жұмысының қолданбалы мәні: *LEARNING* платформасы ҚР ЖОО-на бейімделіп жасалынды;

– зияткерлік өнім: Екі авторлық куәлік алынды. Олар: "Машиналық оқыту арқылы білім алушылардың академиялық үлгерімін анықтау әдістемесі", № 37586, 2023 жылғы «29» маусым. Білім алушылардың үлгерімін болжауды жақсарту үшін Naive Bayes әдісіне бірлескен сүзгілеуді (Collaborative Filtering) біріктіру, № 57665, 2025 жылғы «6» мамыр. Диссертация тақырыбы бойынша оқу-әдістемелік құрал жарық көрді (Қосымша В, Г);

Аталған іс-әрекеттер мен жетістіктер ұсынылған ғылыми жаңалықтардың теорияда ғана емес, практикада да тиімділігін дәлелдеді. Жасалған модель мен платформа оқу үдерісін жекелендіріп, үлгерімді болжау мен нәтижелерді арттыруға нақты үлес қосты. Зерттеу жұмысы 2023-2025 жылдарға арналған гранттық конкурс бойынша АР19680169 «Білім алушылардың кәсіби құзыреттіліктерін қалыптастыруда LMS-те оқыту стратегияларын болжау үшін машиналық оқытуды интеграциялау» тақырыбы аясында орындалды. (Қосымша F).

Зерттеуде педагогикалық эксперимент нәтижелері ұсынылып, модельдердің тиімділігі тәжірибелік деректермен тексерілді. Нақты оқу жағдайында жоғары дәлдік көрсеткен модель анықталып, болжау сенімділігі мен практикалық маңызы бағаланды. Машиналық оқытуды қолданудың ғылыми-әдістемелік негіздері сараланып, алынған нәтижелер білім үдерісін дербестендіруге және педагогикалық шешімдерді оңтайландыруға ықпал ететіні дәлелденді.

ҚОРЫТЫНДЫ

Қазақстан Республикасының 2024–2029 жылдарға арналған жоғары білім мен ғылымды дамыту тұжырымдамасында қазақстандық ғылымның жаһандық деңгейде бәсекеге қабілеттілігін арттыру және оның ұлттық ауқымдағы қолданбалы міндеттерін шешу қажеттілігі айқындалған. Бұл өз кезегінде ғылыми-педагогикалық кадрлармен қамтамасыз етуді, мамандардың кәсіби бәсекеге қабілеттілік деңгейін көтеруді, сондай-ақ білім беру жүйесіндегі ғылыми әлеуеттің жеткілікті болуын талап етеді. Білім беру жүйелерінің сапасын жетілдіру механизмі Қазақстанның әл-ауқатты арттыру факторларының бірі ретінде қарастырады. Осы орайда білім алушылардың академиялық үлгерімдерін арттыру жоғары оқу орындарында білім беруді жоспарлау мен дамытудың негізгі мақсаттарының бірі болып саналады. Төртінші индустриялық революция жағдайында білім беру үдерісін Education 4.0 моделіне сәйкес жаңғырту – заманауи жоғары оқу орындарының басым бағыттарының бірі болып табылады. Education 4.0 моделінде оқу сапасын арттыру білім беру үдерісіне жасанды интеллект құралдарын, машиналық оқыту технологияларын тиімді пайдалану арқылы жүзеге асырылады.

Өркениет дамуына байланысты әлемдегі білім беру жүйесіндегі өзгерістер Қазақстан Республикасы жоғары оқу орындары «Информатика» білім беру бағдарламасы бойынша білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқыту әдістерін қолданудың теориялық және әдістемелік тұрғыда негіздеуді қажет ететін көкейкесті мәселелердің бірі болып есептеледі. Диссертациялық ғылыми зерттеу жұмысы бойынша алынған маңызды нәтижелерді келесідей қорытындылауға болады:

1. «Информатика» білім беру бағдарламасы бойынша білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқыту әдістерін қолданудың ғылыми негіздерінің маңыздылығы ғылыми-әдістемелік зерттеу тұрғысынан дәлелденді. Жоғары оқу орындарында білім алушылардың оқу жетістіктерін болжау тиімділігін арттыруға бағытталған машиналық оқыту негізіндегі жасанды интеллекттің заманауи әдістемелік әдіс-тәсілдерін оқыту үдерісіне енгізілуінің білім сапасын жақсартуға ықпалы ғылыми тұрғыдан зерделенді.

2. Зерттеу барысында білім алушылардың оқу үлгеріміне әсер ететін факторлар мен машиналық оқытудың білім беру жүйесіндегі маңыздылығы айқындалып, білім беру деректерін жинау мен алдын ала өңдеудің әдіс-тәсілдері мен машиналық оқытудың әлеуеті тұжырымдалып, айқындалды. Оқу нәтижелерін дәл болжау мен оқыту үдерісін дербестендірудің алғышарты ретінде жоғары оқу орындары білім алушыларының академиялық үлгеріміне қатысты деректерді сапалы талдау, деректерді жүйелі түрде жинау мен алдын ала өңдеудің қажеттілігі дәлелденді.

3. «Информатика» білім беру бағдарламасы аясында білім алушылардың академиялық үлгерімдерін болжауда заманауи модельді қолдану — машиналық оқытудың тиімділігін арттырудың және дербестендірілген оқыту траекторияларын құрудың заманауи тәсілі болып табылады және модельдің

сапасын бағалау үшін нақты критерийлерді белгілеу арқылы нәтижелердің сенімділігі мен қолданбалы маңызы қамтамасыз етілді. Білім алушылардың академиялық үлгерімдерін болжауда бірлескен сүзгілеу мен Naive Bayes әдістерін біріктіретін гибридті моделі қолданылып жүзеге асырылуы алғаш рет дәлелденді.

4. Оқыту нәтижелерін болжауға бағытталған гибридті машиналық оқыту моделін білім беру платформасына (LMS) интеграциялау оқу үдерісін цифрландыру мен дербестендіруге мүмкіндік жасайды. Мұндай модельдің тәжірибелік тұрғыда іске асырылуы және оның тиімділігінің педагогикалық эксперимент арқылы дәлелденуі, тәжірибе жүзінде тексерілуі, сондай-ақ оқу үдерісіне енгізу бойынша нақты заманауи әдістемелік ұсыныстардың жасалуы білім беру жүйесіне инновациялық технологияларды қолданумен білім сапасын арттыруға ықпал етеді.

Жүргізілген ғылыми зерттеуіміздің негізгі қорытындысы – жасалған «Информатика» білім беру бағдарламасы бойынша білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқыту әдістерін қолданудың әдістемелік жүйесін пайдаланудың тиімділігі туралы пайымдау болып табылады. Осы қорытынды біз ұсынған болжамның дұрыстығын дәлелдейді.

Ғылыми-әдістемелік зерттеу нәтижесінде келесідей ұсыныстар жасауға болады:

– жоғары оқу орындары білім беру бағдарламасы бойынша білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқыту әдістерін қолданудың әдістемелік жүйесін бағдарламалық тұрғыда дамыту және LMS жүйесіне ендіруді жүзеге асыруды қажет етеді;

– оқу нәтижелерін дәл болжау мен оқыту үдерісін дербестендіруде жоғары оқу орындары білім алушыларының академиялық үлгеріміне қатысты деректерді сапалы талдау, деректерді жүйелі түрде жинау мен алдын ала өңдеу үшін үлкен деректермен Big Date тәсілдерін меңгеруді қажет етеді;

– білім алушылардың оқу үдерісін дербестендіруге ғылыми-әдістемелік тұрғыда қамтамасыз етуді қажет етеді.

Қарастырылып отырған ғылыми мәселе күрделі әрі тың болғандықтан, толығымен шешімін тапты деуге болмайды. Келешекте машиналық оқытудың негізіндегі жасанды интеллект құралдарын жан-жақты білім беру үдерісінде қолданылуын дербес зерттеуді қажет етеді.

ПАЙДАЛАНЫЛҒАН ӘДЕБИЕТТЕР ТІЗІМІ

- 1 Тоқаев Қ.Ж. Қазақстан Республикасының Президенті. «Әділетті Қазақстан: заң мен тәртіп, экономикалық өсім, қоғамдық оптимизм» атты Қазақстан халқына Жолдауы (2024 жылғы 2 қыркүйек) // https://adilet.zan.kz/kaz/docs/K24002024_1/info 23.01.2025.
- 2 Rasa G. H. A., Abdiakhmetova Z. Study of signs of impact on the quality of education by ML // Journal of Problems in Computer Science and Information Technologies. – 2023. – Т. 1, №. 4.
- 3 Berlikozha B., Serek A., Zhukabayeva T., Zhamanov A., Dias O. Development of Method to Predict Career Choice of IT Students in Kazakhstan by Applying Machine Learning Methods // Journal of Robotics and Control (JRC). – 2025. – Т. 6, №. 1. – С. 426-436.
- 4 Глебалдинова А. Білім алушылардың оқу үлгерімдерін машиналық оқыту әдісі негізінде талдау және болжау // ШҚТУ Хабаршысы. – 2024. – №.2 – Б.187-197.
- 5 Изимбетов Н. О. Big Data технологиялары негізінде білім сапасына болжамдық талдау жасау // Молодой ученый. — 2022. — № 12 (407). — С. 325-327.
- 6 Orynassar M., Zhumadilova M., Abdykerimova E. Artificial intelligence in Kazakhstan's education system: analysis and prospects // Yessenov science journal. – 2024. – Т. 48, №. 3. – С. 71-76.
- 7 Шваб К. Төртінші индустриялық революция. - Алматы: Ұлттық аударма бюросы, 2018. – 200 б.
- 8 ҒЫЛЫМ ЖӨНІНДЕГІ ҰЛТТЫҚ БАЯНДАМА. - Алматы – Астана: Қазақстан Республикасы Президентінің жанындағы Қазақстан Республикасының Ұлттық ғылым академиясы, 2024 – 268 б.
- 9 Кондаков А. Образование в эпоху четвертой промышленной революции // Вести образования. – 2017. // <https://vogazeta.ru/articles/2017/9/20/analytics/252-obrazovanie-v-epokhu-chetvertoy-promyshlennoy-revolyuitsii> 20.09.2017г.
- 10 Khoudier M. M. E Prediction of student performance using machine learning techniques // 2023 5th Novel Intelligent and Leading Emerging Sciences Conference (NILES). – IEEE. - 2023. – P. 333-338.
- 11 Wang L., Chen C.J. Factors affecting student academic performance: A systematic review // International Journal on Studies in Education (IJonSE). – 2025. - №7(1). – P. 1-47.
- 12 Pool L. D., Qualter P. Improving emotional intelligence and emotional self-efficacy through a teaching intervention for university students // Learning and individual Differences. – 2012. – Т. 22, №. 3. – P. 306-312.
- 13 Ryan R. M., Deci E. L. Intrinsic and extrinsic motivation from a self-determination theory perspective: Definitions, theory, practices, and future directions // Contemporary Educational Psychology. – 2020. – Vol. 61. – P. 101860.
- 14 Acosta-Gonzaga E., Ramirez-Arellano A. The influence of motivation, emotions, cognition, and metacognition on students' learning performance: A

comparative study in higher education in blended and traditional contexts // Sage Open. – 2021. – Vol. 11, № 2. – P. 21582440211027561.

15 Abu Saa A., Al-Emran M., Shaalan K. Factors affecting students' performance in higher education: A systematic review of predictive data mining techniques // Technology, Knowledge and Learning. – 2019. – Vol. 24, № 4. – P. 567–598.

16 Al Husaini Y. N. S., Shukor N. S. A. Factors affecting students' academic performance: A review // Social Science Journal. – 2022. – Vol. 12, № 6. – P. 284–296.

17 Järvenoja H., Järvelä S., Malmberg J. Supporting groups' emotion and motivation regulation during collaborative learning // Learning and Instruction. – 2020. – Vol. 70. – P. 101090.

18 Tessema M. T., Ready K., Yu W. Factors affecting college students' satisfaction with major curriculum: Evidence from nine years of data // International Journal of Humanities and Social Science. – 2012. – T. 2, № 2. – C. 34-44.

19 Alhadabi A., Karpinski A. C. Grit, self-efficacy, achievement orientation goals, and academic performance in university students // International Journal of Adolescence and Youth. – 2020. – Vol. 25, № 1. – P. 519–535.

20 Inan F. The impact of self-regulation strategies on student success and satisfaction in an online course // International Journal on E-learning. – 2017. – Vol. 16, № 1. – P. 23–32.

21 Dunn T. J., Kennedy M. Technology enhanced learning in higher education: Motivations, engagement and academic achievement // Computers & Education. – 2019. – Vol. 137. – P. 104–113.

22 Assem H. D. A review of students' academic performance in physics: Attitude, instructional methods, misconceptions and teachers qualification // European Journal of Education and Pedagogy. – 2023. – Vol. 4, № 1. – P. 84–92.

23 Mishra P., Koehler M. J. Technological pedagogical content knowledge: A framework for teacher knowledge // Teachers college record. – 2006. – T. 108, № 6. – P. 1017-1054.

24 Biggs J., Tang C., Kennedy G. Teaching for quality learning at university 5e. – New York: McGraw-hill education (UK). - 2022. - P.14-33.

25 Wong J. Facilitating goal setting and planning to enhance online self-regulation of learning // Computers in Human Behavior. – 2021. – Vol. 124. –106913 p.

26 Alghamdi A. S., Rahman A. Data mining approach to predict success of secondary school students: A Saudi Arabian case study // Education Sciences. – 2023. – Vol. 13, № 3. –293 p.

27 Adriani Z. A., Palupi I. Prediction of university student performance based on tracer study dataset using artificial neural network // Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika). – 2021. – Vol. 5, № 2. – P. 72–82.

28 Zeineddine H., Braendle U., Farah A. Enhancing prediction of student success: Automated machine learning approach // Computers & Electrical Engineering. – 2021. – Vol. 89. –106903 p.

- 29 Arshad M., Zaidi S. M. I. H., Mahmood K. Self-esteem & academic performance among university students // *Journal of Education and Practice*. – 2015. – Vol. 6, № 1. – P. 156–162.
- 30 Zhao L. Quantitative analysis and prediction of academic performance of students using machine learning // *Sustainability*. – 2023. – Vol. 15, № 16. –12531 p.
- 31 Ben-Eliyahu A., Linnenbrink-Garcia L. Extending self-regulated learning to include self-regulated emotion strategies // *Motivation and Emotion*. – 2013. – Vol. 37. – P. 558–573.
- 32 Sterner E. A. Impact of academic libraries on grade point average (GPA): a review // *Performance Measurement and Metrics*. – 2020. – T. 22, №. 1. – P. 71-85.
- 33 Boto-García D., Escalonilla M. Grade point averages versus experience // *Annals of Tourism Research*. – 2024. – T. 109. –103828 p.
- 34 Ginting S. L. B., Fathur M. A. Data Mining, Neural Network Algorithm To Predict Student's Grade Point Average: Backpropagation Algorithm // *J. Eng. Sci. Technol.* – 2021. – T. 16, №. 3. – P. 2028-2037.
- 35 Devi K., Ratnoo S., Bajaj A. Impact of socio-economic factors on students' academic performance: A case study of Jawahar Navodaya Vidyalaya // *International Conference on Innovations in Bio-Inspired Computing and Applications*. – Cham: Springer International Publishing, 2021. – P. 774-785.
- 36 Considine G., Zappalà G. The influence of social and economic disadvantage in the academic performance of school students in Australia // *Journal of sociology*. – 2002. – T. 38, №. 2. – P. 129-148.
- 37 Hijazi S. T., Naqvi S. M. M. Factors affecting students' performance // *Bangladesh e-Journal of Sociology*. – 2006. – Vol. 3, № 1. – P.1-10
- 38 Dörrenbächer L., Perels F. Self-regulated learning profiles in college students: Their relationship to achievement, personality, and the effectiveness of an intervention to foster self-regulated learning // *Learning and Individual Differences*. – 2016. – Vol. 51. – P. 229–241.
- 39 Lynam S., Cachia M. Students' perceptions of the role of assessments at higher education // *Assessment & Evaluation in Higher Education*. – 2018. – T. 43, №. 2. – P. 223-234.
- 40 Day I. N. Z., Floris M., Blankenstein P. Michiel Westenber & Wilfried F. Admiraal. Explaining individual student success using continuous assessment types and student characteristics // *Higher Education Research & Development*. – 2018. – T. 37, №. 5. – P. 937-951.
- 41 Agustiani H., Cahyad S., Musa M. Self-efficacy and self-regulated learning as predictors of students' academic performance // *The Open Psychology Journal*. – 2016. – Vol. 9, № 1. – P. 1-6.
- 42 Aldowah H., Al-Samarraie H., Fauzy W. M. Educational data mining and learning analytics for 21st century higher education: A review and synthesis // *Telematics and Informatics*. – 2019. – Vol. 37. – P. 13–49.
- 43 Hooda M. Artificial intelligence for assessment and feedback to enhance student success in higher education // *Mathematical Problems in Engineering*. – 2022. – Vol. 2022, № 1. –5215722 p.

- 44 Barak M., Watted A., Haick H. Motivation to learn in massive open online courses: Examining aspects of language and social engagement // *Computers & Education*. – 2016. – Vol. 94. – P. 49–60.
- 45 Uchida A., Michael R. B., Mori K. An induced successful performance enhances student self-efficacy and boosts academic achievement // *Aera Open*. – 2018. – T. 4, №. 4. – P. 1-9.
- 46 Kimura K., Tsugawa S. Estimating influence of social media users from sampled social networks // 2016 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM). – IEEE. - 2016. – P. 1302-1308.
- 47 Bucher T. Networking, or what the social means in social media // *Social Media+ Society*. – 2015. – T. 1, №. 1. –2056305115578138 p.
- 48 Pritchard D. Cognitive ability and the extended cognition thesis // *Synthese*. – 2010. – T. 175, №. Suppl 1. – C. 133-151.
- 49 Ciftcioglu Ö., Bittermann M. S. Generic cognitive computing for cognition // 2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). – IEEE. - 2015. – P. 574-581.
- 50 Hobfoll S. E., Benor D. E. Prediction of student clinical performance // *Medical Education*. – 1981. – Vol. 15, № 4. – P. 231–236.
- 51 Al-Barrak M. A., Al-Razgan M. Predicting students final GPA using decision trees: a case study // *International journal of information and education technology*. – 2016. – T. 6, №. 7. –528 p.
- 52 Feng X., Yang Y. Positive Correlation between the Completion of Physical Exercise Plan and Student’s Academic Performance.// 2019 RSU International Research Conference. - 2019. – P. 782-792.
- 53 Cho M. H., Heron M. L. Self-regulated learning: The role of motivation, emotion, and use of learning strategies in students’ learning experiences in a self-paced online mathematics course // *Distance Education*. – 2015. – Vol. 36, № 1. – P. 80–99.
- 54 Kimaru L. J., Habila, M. A., Mantina, N. M., Lopez, D. N., & Melton, F. The impact of COVID-19 on academic performance among college-level students // *Journal of American College Health*. – 2025. – T. 73, №. 1. – P. 77-83.
- 55 D’Alessio F. A., Avolio B. E., Charles V. Studying the impact of critical thinking on the academic performance of executive MBA students // *Thinking Skills and Creativity*. – 2019. – T. 31. – P. 275-283.
- 56 Martín-Raugh M. Kell H., Ling G., Fishtein D., Yang Zh. Noncognitive skills and critical thinking predict undergraduate academic performance // *Assessment & Evaluation in Higher Education*. – 2023. – T. 48, №. 3. – P. 350-361.
- 57 Alam A., Mohanty A. Predicting students’ performance employing educational data mining techniques, machine learning, and learning analytics // *International Conference on Communication, Networks and Computing*. – Cham: Springer Nature, 2022. – P. 166–177.

58 Ganotice Jr F. A., Datu J. A. D., King R. B. Which emotional profiles exhibit the best learning outcomes? A person-centered analysis of students' academic emotions // *School Psychology International*. – 2016. – Vol. 37, № 5. – P. 498–518.

59 Adesoji F. A. Bloom taxonomy of educational objectives and the modification of cognitive levels // *Advances in Social Sciences Research Journal*. – 2018. – Vol. 5, № 5. – P.292-297

60 Sutrisno, Winahyo A. E., Ichwanto M. A. The influence of open book strategy and Bloom's taxonomy comprehension on the achievement of higher-order thinking skill's multiple choice questions // *AIP Conference Proceedings*. – 2022. – Vol. 2489, № 1. –030003 p.

61 Na S. J., Ji Y. G., Lee D. H. Application of Bloom's taxonomy to formative assessment in real-time online classes in Korea // *Korean Journal of Medical Education*. – 2021. – Vol. 33, № 3. –191 p.

62 Selby C.C. Relationships: computational thinking, pedagogy of programming, and Bloom's Taxonomy // *Proceedings of the workshop in primary and secondary computing education*. – 2015. – P. 80-87.

63 Adams N. E. Bloom's taxonomy of cognitive learning objectives // *Journal of the Medical Library Association: JMLA*. – 2015. – T. 103, №. 3. –152 p.

64 Kardaş K., Güvenir A. Analysis of the effects of quizzes, homeworks and projects on final exam with different machine learning techniques // *EMO Journal of Scientific*. – 2020. – T. 10, № 1. – P. 22–29.

65 Balasundaram S. R. Improving the cognitive levels of automatic generated questions using neuro-fuzzy approach in e-assessment // *2020 IEEE 5th International Conference on Computing Communication and Automation (ICCCA)*. IEEE. – 2020. – P. 454–458.

66 Abduljabbar D. A., Omar N. Exam questions classification based on Bloom's taxonomy cognitive level using classifiers combination // *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. – 2015. – Vol. 78, № 3. – P. 447.

67 Қазақстан Республикасы Үкіметі. Жасанды интеллектті дамыту тұжырымдамасы (2024–2029 жж.): ҚР Үкіметінің 2024 жылғы 24 шілдедегі № XXX қаулысы. – Астана, 2024. – 35 б. – // <https://adilet.zan.kz> немесе <https://www.gov.kz> 23.01.2025.

68 Қазақстан Республикасы Үкіметінің 2024 жылғы 24 шілдедегі № 592 қаулысы. «Жасанды интеллектті дамытудың 2024–2029 жылдарға арналған тұжырымдамасын бекіту туралы». <https://adilet.zan.kz/kaz/docs/P2400000592> 24.07.2024.

69 Wilson C., Scott B. Adaptive systems in education: A review and conceptual unification // *The International Journal of Information and Learning Technology*. – 2017. – Vol. 34, № 1. – P. 2–19.

70 McCarthy J. A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence, August 31, 1955 // *AI Magazine*. – 2006. – Vol. 27, № 4. – P. 12-14.

71 Carbonell J. R. AI in CAI: An artificial-intelligence approach to computer-assisted instruction // IEEE Transactions on Man-Machine Systems. – 2007. – Vol. 11, № 4. – P. 190–202.

72 Leaton Gray S. Artificial intelligence in schools: Towards a democratic future // London Review of Education. – 2020. – Vol. 18, № 2. – P. 163–177.

73 Mashita T. Artificial intelligence and machine learning // The Journal of The Institute of Image Information and Television Engineers. – 2018. – Vol. 72, № 3. – P. 235–240.

74 Baker R. S. Artificial intelligence in education: Bringing it all together // Digital Education Outlook: Pushing the Frontiers with AI, Blockchain, and Robots. – 2021. – P. 43–54.

75 Bini S. A. Artificial intelligence, machine learning, deep learning, and cognitive computing: What do these terms mean and how will they impact health care? // The Journal of Arthroplasty. – 2018. – Vol. 33, № 8. – P. 2358–2361.

76 Haeberle H. S. Artificial intelligence and machine learning in lower extremity arthroplasty: A review // The Journal of Arthroplasty. – 2019. – Vol. 34, № 10. – P. 2201–2203.

77 Kabudi T., Pappas I., Olsen D. H. AI-enabled adaptive learning systems: A systematic mapping of the literature // Computers and Education: Artificial Intelligence. – 2021. – Vol. 2. – 100017 p.

78 Gupta R., Tiwari S., Chaudhary P. Introduction to Artificial Intelligence // Generative AI: Techniques, Models and Applications. – Cham: Springer Nature, 2025. – P. 1–21.

79 Asli M. F. Problem characterization for visual analytics in MOOC learner's support monitoring: a case of Malaysian MOOC // Heliyon. – 2020. – Vol. 6, № 12. – P.1-8.

80 Yang K. Predicting Student Performance Using Artificial Neural Networks // Journal of Arts, Society, and Education Studies. – 2024. – Vol. 5, № 2. – P. 45–53.

81 Brusilovsky P., Millán E. User models for adaptive hypermedia and adaptive educational systems // The adaptive web: methods and strategies of web personalization. – Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. - 2007. – P. 3-53.

82 Baker R. S. J. d., Inventado P. S. Educational Data Mining and Learning Analytics // In: Peña-Ayala A. (Ed.) Learning Analytics: Fundamentals, Applications, and Trends. – Springer, 2016. – P. 61–75.

83 Kolo K. D., Adepoju S. A., Alhassan J. K. A decision tree approach for predicting students' academic performance // International Journal of Education and Management Engineering. – 2015. – Vol. 5, № 5. – P. 12–19.

84 Mahareek E. A., Desuky A. S., El-Zhni H. A. Simulated annealing for SVM parameters optimization in student's performance prediction // Bulletin of Electrical Engineering and Informatics. – 2021. – T. 10, №. 3. – P. 1211-1219.

85 Fathi A., Masoudi S. F. Using deep learning algorithms for finding a lost gamma source in a room with unpredictable and different obstacles // Expert Systems with Applications. – 2023. – Vol. 228. – 120384 p.

86 Orji F., Vassileva J. Using machine learning to explore the relation between student engagement and student performance // 2020 24th International Conference Information Visualisation (IV). IEEE. – 2020. – P. 480–485.

87 Dhankhar A. Predicting students performance using educational data mining and learning analytics: A systematic literature review // Innovative Data Communication Technologies and Application: Proceedings of ICIDCA 2020. – 2021. – P. 127–140.

88 Hinton G. E., Osindero S., Teh Y. W. A fast learning algorithm for deep belief nets // Neural computation. – 2006. – T. 18, №. 7. – C. 1527-1554.

89 Chen T. Kornblith S., Norouzi M., Hinton G. A simple framework for contrastive learning of visual representations // International conference on machine learning. PmLR. – 2020. – P. 1597-1607.

90 Kaur A., Umesh N., Singh B. Machine learning approach to predict student academic performance // International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET). – 2018. – Vol. 6, № 4. – P. 734–742.

91 Ahmad S. et al. Education 5.0: requirements, enabling technologies, and future directions //arXiv preprint arXiv:2307.15846. – 2023. – Vol.1 – P. 1-24.

92 Zhamanov A. et al. IoT smart campus review and implementation of IoT applications into education process of university // 2017 13th International Conference on Electronics, Computer and Computation (ICECCO). IEEE. – 2017. – P. 1-4.

93 Friedman T. L. The world is flat: A brief history of the twenty-first century. – New York: Macmillan, 2005. – P. 1-13.

94 Dočekal V., Tulinská H. The impact of technology on education theory // Procedia-Social and Behavioral Sciences. – 2015. – T. 174. – P. 3765-3771.

95 Al-Samarraie H., Shamsuddin A., Alzahrani A. I. A flipped classroom model in higher education: a review of the evidence across disciplines // Educational Technology Research and Development. – 2020. – T. 68, №. 3. – P. 1017-1051.

96 Vikhman V. V. Technological trends of industry 4.0 in education: Opportunity navigator // Professional education in the modern world. – 2022. – T. 12, №. 1. – P. 29-36.

97 Barkley E. F., Major C. H. Student engagement techniques: A handbook for college faculty. – San Francisco: John Wiley & Sons, 2020. - P. 155-157.

98 Demetriou Y., Gillison F., McKenzie T.L. After-school physical activity interventions on child and adolescent physical activity and health: a review of reviews // Advances in Physical Education. – 2017. – T. 7, №. 02. –191 p.

99 Valdiviezo-Diaz P., Chicaiza J. Prediction of academic outcomes using machine learning techniques: A survey of findings on higher education // International Conference on Applied Technologies. Cham: Springer Nature. – 2023. – P. 206–218.

100 Erdoğan S., Taştan H. Predicting Student Achievement via Machine Learning: Evidence from Turkish Subset of PISA //Yildiz Social Science Review. – 2024. – T. 10. – №. 1. – C. 7-27.

- 101 Hamoud A., Hashim A. S., Awadh W. A. Predicting student performance in higher education institutions using decision tree analysis // *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*. – 2018. – T. 5. – P. 26–31.
- 102 Buenaño-Fernández D., Gil D., Luján-Mora S. Application of machine learning in predicting performance for computer engineering students: A case study // *Sustainability*. – 2019. – T. 11, №. 10. – 2833 p.
- 103 Fahd K. Application of machine learning in higher education to assess student academic performance, at-risk, and attrition: A meta-analysis of literature // *Education and Information Technologies*. – 2022. – Vol.27. - P. 1–33.
- 104 Frankle J., Carbin M. The lottery ticket hypothesis: Finding sparse, trainable neural networks // *International Conference on Learning Representations*. – ICLR, 2019. – P.1-42
- 105 Jiang H., Fu W. Computer vision recognition in the teaching classroom: A Review // *EAI Endorsed Transactions on AI and Robotics*. – 2024. – T. 3. - P.1-8.
- 106 Romero C., Ventura S. Educational data mining and learning analytics: An updated survey // *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*. – 2020. – T. 10, № 3. – P. e1355.
- 107 Gašević D., Dawson S., Rogers T. Learning analytics should not promote one size fits all: The effects of instructional conditions in predicting academic success // *The Internet and Higher Education*. – 2016. – T. 28. – P. 68-84.
- 108 Siemens G. Learning analytics: The emergence of a discipline // *American Behavioral Scientist*. – 2013. – T. 57, №. 10. – P. 1380-1400.
- 109 Khasanah A. U., Harwati H. Educational data mining techniques approach to predict student's performance // *International Journal of Information and Education Technology*. – 2019. – T. 9, №. 2. – P. 115-118.
- 110 Albreiki B., Zaki N., Alashwal H. A systematic literature review of student's performance prediction using machine learning techniques // *Education Sciences*. – 2021. – T. 11, №. 9. – P. 552.
- 111 Altabrawee H., Ali O. A. J., Ajmi S. Q. Predicting students' performance using machine learning techniques // *Journal of University of Babylon for pure and applied sciences*. – 2019. – T. 27, №. 1. – P. 194-205.
- 112 Chen J., Zhou X., Yao J., Tang S. Application of machine learning in higher education to predict students' performance, learning engagement and self-efficacy: a systematic literature review // *Asian Education and Development Studies*. – 2025. – T. 14, №. 2. – P. 205-240.
- 113 Tsiakmaki M., Kostopoulos G., Kotsiantis S., Ragos O. Transfer learning from deep neural networks for predicting student performance // *Applied Sciences*. – 2020. – T. 10, №. 6. – 2145 p.
- 114 Kotsiantis S., Pierrakeas C., Pintelas P. Predicting students' performance in distance learning using machine learning techniques // *Applied Artificial Intelligence*. – 2004. – T. 18, № 5. – P. 411–426.
- 115 Nair V., Hinton G. E. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines // *Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10)*. – 2010. – P. 807-814.

- 116 Hastie T., Friedman J., Tibshirani R. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. – New York: Springer, 2009. – 758 p.
- 117 Bhoot R., Singh S. I. Analysis and Prediction of Students' Performance Using Machine Learning // International Conference on Best Innovative Teaching Strategies. – Singapore: Springer Nature Singapore, 2023. – P. 29-37.
- 118 Shovon M. H. I., Haque M. An Approach of Improving Students Academic Performance by using k means clustering algorithm and Decision tree // arXiv preprint arXiv:1211.6340. – 2012. – Vol.3. – P.146-149
- 119 Alsariera Y. A., Baashar Y., Alkawsy G., Mustafa A., Alkahtani A.A., Ali N. Assessment and evaluation of different machine learning algorithms for predicting student performance // Computational intelligence and neuroscience. – 2022. – T. 2022, №. 1. – P. 4151487.
- 120 Lau E. T., Sun L., Yang Q. Modelling, prediction and classification of student academic performance using artificial neural networks // SN Applied Sciences. – 2019. – T. 1, №. 9. – P. 982-990.
- 121 Zulpykhar Z., Nurbekova G., Yerlanova O., Sadvakasova A., Nariman S. Model of student preparation in higher education in the context of Big data // Higher education in Kazakhstan. – 2024. – T. 47, №3. – P. 24-30.
- 122 Mukhiyadin A., Mukasheva M., Makhazhanova U., Kassekeyeva A., Azieva G., Kenzhebeyeva Zh., Abdrakhmanova A. Application of machine learning methods to analysis and evaluation of distance education // International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE). – 2025. – T. 15, №. 2. – P. 2172-2180.
- 123 Serik M., Sadvakassova A., Duisegaliyeva N., Alaminov M., Kariyeva K., Tleumagambetova D. Using machine learning algorithms in training future computer science teachers // Higher education in Kazakhstan – 2025. – T. 49, №. 1. – P. 52-66.
- 124 Bhutto E. S. Predicting students' academic performance through supervised machine learning // 2020 International Conference on Information Science and Communication Technology (ICISCT). IEEE. – 2020. – P. 1–6.
- 125 Қазақстанның 2030 жылға дейінгі даму стратегиясы // <https://adilet.zan.kz/kaz/docs/U020000827> 25.01.2025.
- 126 Yağcı M. Educational data mining: Prediction of students' academic performance using machine learning algorithms // Smart Learning Environments. – 2022. – T. 9, № 1. –11 p.
- 127 Nakhipova V. Integration of collaborative filtering into Naive Bayes method to enhance student performance prediction // International Journal of Information and Communication Technology Education (IJICTE). – 2024. – T. 20, № 1. – P. 1–18.
- 128 Sawiji H. Logistic Regression Analysis: Predicting the Effect of Critical Thinking and Experience Active Learning Models on Academic Performance // European Journal of Educational Research. – 2024. – T. 13, № 2. – P. 719-734.
- 129 Delen D. A comparative analysis of machine learning techniques for student retention management // Decision Support Systems. – 2010. – T. 49, № 4. – P. 498–506.

- 130 Chen Y., Jin K. Educational Performance Prediction with Random Forest and Innovative Optimizers: A Data Mining Approach // *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. – 2024. – T. 15, № 3. – P. 69-78.
- 131 Ojajuni O., Ayeni F., Akodu O., Ekanoye F., Adewole S., Ayo T., Misra S., Mbarika V. Predicting student academic performance using machine learning // *Computational Science and Its Applications–ICCSA 2021: 21st International Conference, Cagliari, Italy, September 13–16, 2021, Proceedings, Part IX 21*. – Springer International Publishing, 2021. – P. 481-491.
- 132 Ahmad Z., Shahzadi E. Prediction of Students' Academic Performance Using Artificial Neural Network // *Bulletin of Education and Research*. – 2018. – T. 40, № 3. – P. 157–164
- 133 Verma V., Aggarwal R. K. A comparative analysis of similarity measures akin to the Jaccard index in collaborative recommendations: empirical and theoretical perspective // *Social Network Analysis and Mining*. – 2020. – T. 10, № 1. –43 p.
- 134 Duch D., May M., George S. Enhancing Predictive Analytics for Students' Performance in Moodle: Insight from an Empirical Study // *Journal of Data Science and Intelligent Systems*. – 2024. – Vol. 00.(00) - P. 1-13.
- 135 Chen N. Epidemiological and clinical characteristics of 99 cases of 2019 novel coronavirus pneumonia in Wuhan, China: a descriptive study // *The Lancet*. – 2020. – T. 395, № 10223. – P. 507–513.
- 136 Drachsler H., Hummel H., Koper R. Identifying the goal, user model and conditions of recommender systems for formal and informal learning // *Journal of Digital Information*. – 2009. – T. 10, № 2. – P. 4–24.
- 137 Babić I. Đ. Machine learning methods in predicting the student academic motivation // *Croatian Operational Research Review*. – 2017. – Vol.8. - P. 443–461.
- 138 Romero C., Ventura S. Educational Data Mining: A Review of the State of the Art // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part C: Applications and Reviews*. – 2010. – Vol. 40, № 6. – P. 601–618.
- 139 Slade S., Prinsloo P. Learning analytics: Ethical issues and dilemmas // *American Behavioral Scientist*. – 2013. – T. 57, №. 10. – C. 1510-1529.
- 140 Baker R. S., Martin T., Rossi L. M. Educational data mining and learning analytics // In: *The Wiley Handbook of Cognition and Assessment: Frameworks, Methodologies, and Applications*. – 2016. – Vol.8. - P. 379–396.
- 141 Asif R. Analyzing undergraduate students' performance using educational data mining // *Computers & Education*. – 2017. – T. 113. – P. 177–194.
- 142 Baker R. S. J. D. The state of educational data mining in 2009: A review and future visions // *Journal of Educational Data Mining*. – 2009. – T. 1, № 1. – P. 3–17.
- 143 Burgos C. Data mining for modeling students' performance: A tutoring action plan to prevent academic dropout // *Computers & Electrical Engineering*. – 2018. – T. 66. – P. 541–556.
- 144 Waheed H. Predicting academic performance of students from VLE big data using deep learning models // *Computers in Human Behavior*. – 2020. – T. 104. – P. 106189.

- 145 Vandamme J. P. Predicting academic performance by data mining methods // *Education Economics*. – 2007. – T. 15, № 4. – 405 p.
- 146 Fernandes E. Educational data mining: Predictive analysis of academic performance of public school students in the capital of Brazil // *Journal of Business Research*. – 2019. – T. 94. – P. 335–343.
- 147 Kaur P., Singh M., Josan G. S. Classification and prediction based data mining algorithms to predict slow learners in education sector // *Procedia Computer Science*. – 2015. – T. 57. – P. 500–508.
- 148 Delen D. Predicting student attrition with data mining methods // *Journal of College Student Retention: Research, Theory & Practice*. – 2011. – T. 13, № 1. – P. 17–35.
- 149 Macfadyen L. P., Dawson S. Mining LMS data to develop an “early warning system” for educators: A proof of concept // *Computers & Education*. – 2010. – T. 54, № 2. – P. 588–599.
- 150 Fayyad U., Piatetsky-Shapiro G., Smyth P. From data mining to knowledge discovery in databases // *AI Magazine*. – 1996. – T. 17, № 3. – 37 p.
- 151 Tan P. N., Steinbach M., Kumar V. *Introduction to data mining*. – New Delhi: Pearson Education India, 2016. – 864 p.
- 152 Hastie T. The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction // *The Mathematical Intelligencer*. – 2005. – T. 27, № 2. – P. 83–85.
- 153 Hooshyar D., Pedaste M., Yang Y. Mining educational data to predict students’ performance through procrastination behavior // *Entropy*. – 2019. – T. 22, № 1. – 12 p.
- 154 Çano E., Morisio M. Hybrid recommender systems: A systematic literature review // *Intelligent Data Analysis*. – 2017. – T. 21, № 6. – P. 1487–1524.
- 155 Xu X. Prediction of academic performance associated with internet usage behaviors using machine learning algorithms // *Computers in Human Behavior*. – 2019. – T. 98. – P. 166–173.
- 156 Popenici S. A. D., Kerr S. Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education // *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*. – 2017. – T. 12, № 1. – 22 p.
- 157 Shaik T., Tao X., Li Y., Dann CH., McDonald J., Redmond P and Galligan L. A review of the trends and challenges in adopting natural language processing methods for education feedback analysis // *Ieee Access*. – 2022. – T. 10. – C. 56720-56739.
- 158 Shah P., Kendal I F., Khozin S., Goosen R., Hu J., Laramie J., Ringel M., Schork N. Artificial intelligence and machine learning in clinical development: a translational perspective // *NPJ Digital Medicine*. – 2019. – T. 2, № 1. – 69 p.
- 159 Gerke S., Babic B., Evgeniou T., Cohen G. The need for a system view to regulate artificial intelligence/machine learning-based software as medical device // *NPJ Digital Medicine*. – 2020. – T. 3, № 1. – 53 p.
- 160 Asthana P., Hazela B. *Applications of machine learning in improving learning environment // Multimedia Big Data Computing for IoT Applications*. – Singapore: Springer, 2019. – P. 417–433.

161 Bakhshinategh B. Educational data mining applications and tasks: A survey of the last 10 years // *Education and Information Technologies*. – 2018. – T. 23. – P. 537–553.

162 Nakhipova V., Kerimbekov Y., Umarova Zh., Suleimenova L., Botayeva S., Ibashova A., and Zhumatayev N. Use of the naive Bayes classifier algorithm in machine learning for student performance prediction // *International Journal of Information and Education Technology*. – 2024. – T. 14, №. 1. – P. 92-98.

163 Okoye K. Towards teaching analytics: a contextual model for analysis of students' evaluation of teaching through text mining and machine learning classification // *Education and Information Technologies*. – 2022. – P. 1–43.

164 Zhang T. Statistical analysis of some multi-category large margin classification methods // *Journal of Machine Learning Research*. – 2004. – T. 5. – P. 1225–1251.

165 Loni B. Bayesian personalized ranking with multi-channel user feedback // *Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems*. – 2016. – P. 361–364.

166 Aher S. B., Lobo L. Combination of machine learning algorithms for recommendation of courses in E-Learning System based on historical data // *Knowledge-Based Systems*. – 2013. – T. 51. – P. 1–14.

167 El Mrabet H., Ait Moussa A. A framework for predicting academic orientation using supervised machine learning // *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. – 2023. – T. 14, № 12. – P. 16539–16549.

168 Li H., Rajbahadur G.K., Lin D., Bezemer C., and Jiang Zh.M. Keeping deep learning models in check: A history-based approach to mitigate overfitting // *IEEE Access*. – 2024.

169 Amra I. A. A., Maghari A. Y. A. Students performance prediction using KNN and Naive Bayesian // *2017 8th International Conference on Information Technology (ICIT)*. IEEE. – 2017. – P. 909–913.

170 Schafer J. B. Collaborative filtering recommender systems // *The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization*. – Berlin, Heidelberg: Springer, 2007. – P. 291–324.

171 Bydžovská H. Are collaborative filtering methods suitable for student performance prediction? // *Progress in Artificial Intelligence: 17th Portuguese Conference on Artificial Intelligence, EPIA 2015, Coimbra, Portugal, September 8–11, 2015. Proceedings*. Springer. – 2015. – P. 425–430.

172 Нахипова В. И., Сулейменова Л. А., Адылбекова Э. Т. Машиналық оқыту әдістерін қолдану арқылы білім алушылардың үлгерімін анықтау // *ҚР ҰҒА Хабаршысы*. – 2024. – № 6 (412). – Б. 171–186.

173 Suleimenova L., Kalikulov N., Zhakypbekova G., Nakhipova V., Seisenbek M. The integration of machine learning into learning strategies within the learning management system for improving professional competence in students // *The 6th International Conference on Educational Research and Practice (ICERP): proceedings (3–4 July 2024, Universiti Putra Malaysia)*. – 2024. – P. 768–778.

174 Нахипова В. И., Керимбеков Е. Р., Сулейменова Л. А., Жуматаев Н. С. Білім алушылардың үлгерімін болжауды жақсарту үшін Naive Bayes әдісіне бірлескен сүзгілеуді (Collaborative Filtering) біріктіру: әдістемелік ұсыныс / Авторлық куәлік № 57665. – 2025 ж. 6 мамыр.

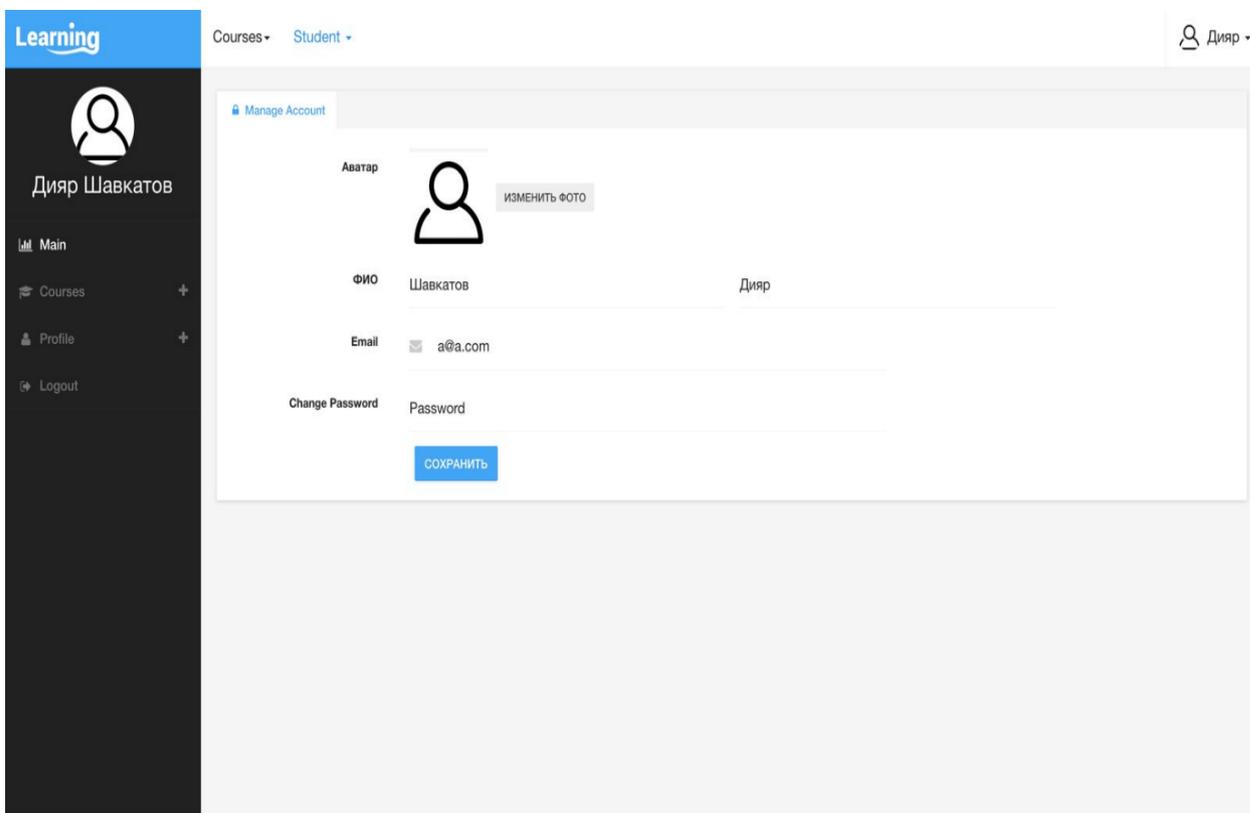
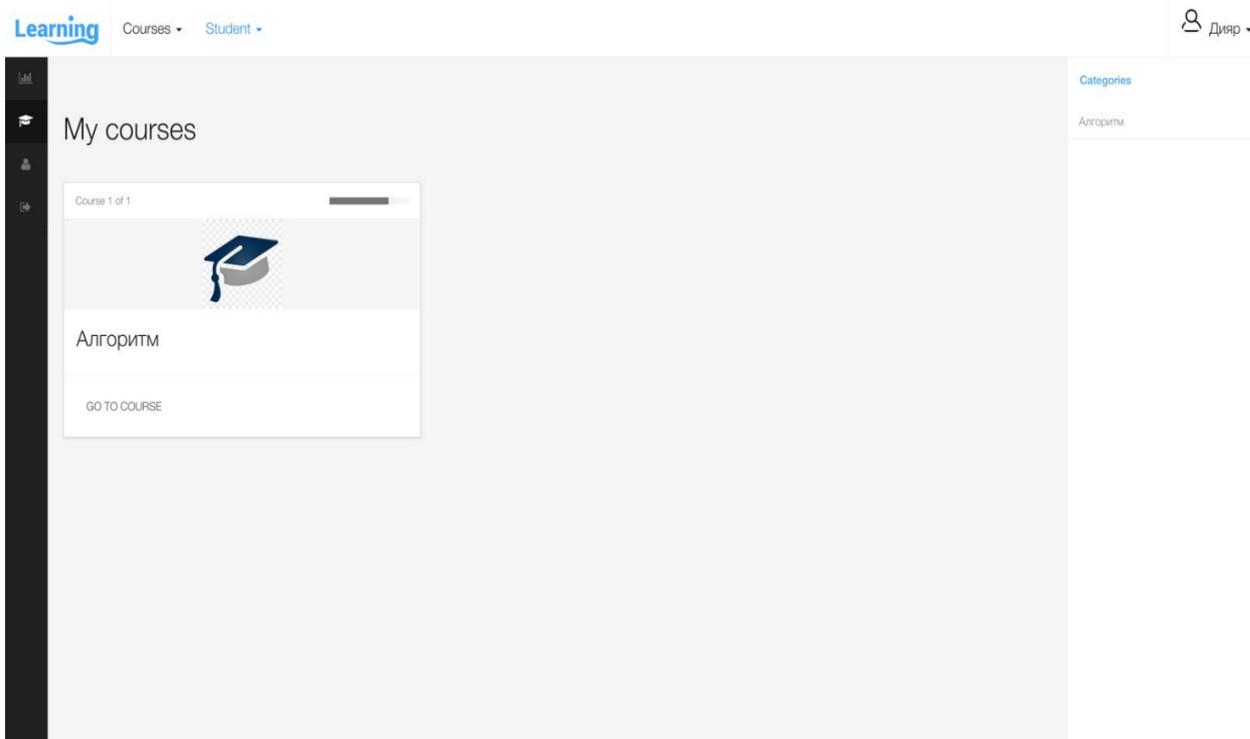
175 Нахипова В. И., Керимбеков Е. Р., Сулейменова Л. А., Жуматаев Н. С. Машиналық оқыту арқылы студенттердің академиялық үлгерімін анықтау әдістемесі: әдістемелік ұсыныс / Авторлық куәлік № 37586. – 2023 ж. 29 маусым.

176 Керимбеков, Е. Р., Нахипова В.И. Машиналық оқыту және білім алудағы интеллектуалды талдау негіздері : оқу-әдістемелік құрал– 2025. – 96 б.

177 Новиков Д.А. Статистические методы в педагогических исследованиях (Типовые случаи). –М.:МЗ-Пресс, 2004.-67с

ҚОСЫМША А

LEARNING LMS ортасындағы платформа



Начало > User > Студенты

Начните печатать для фильтрации...

DJANGO SUMMERNOTE

Attachments [+ Добавить](#)

QUIZ

Вопросы [+ Добавить](#)

Выбранные ответы теста [+ Добавить](#)

Курсы [+ Добавить](#)

Ответы [+ Добавить](#)

Результаты теста [+ Добавить](#)

Темы курса [+ Добавить](#)

USER

Doc files users [+ Добавить](#)

Студенты [+ Добавить](#)

ПОЛЬЗОВАТЕЛИ И ГРУППЫ

Группы [+ Добавить](#)

Выберите Студент для изменения

Q [Найти](#)

Действие: ----- [Выполнить](#) Выбрано 0 объектов из 16

<input type="checkbox"/>	EMAIL ADDRESS	ИМЯ	ФАМИЛИЯ	АКТИВНЫЙ
<input type="checkbox"/>	a@a.com	Дияр	Шавакатов	✔
<input type="checkbox"/>	aidana.sabit@gmail.com	Айдана	Сабит	✔
<input type="checkbox"/>	diana.roman@gmail.com	Диана	Роман	✔
<input type="checkbox"/>	diyorbek.kambarov@gmail.com	Дийрбек	Камбаров	✔
<input type="checkbox"/>	djars500@gmail.com	Дияр	Шавакатов	✔
<input type="checkbox"/>	iasin.qarnakbai@gmail.com	Иасин	Карнақбай	✔
<input type="checkbox"/>	jamal.bagispekova@gmail.com	Багиспекова	Жамал	✔
<input type="checkbox"/>	meirbek.zhumagazy@gmail.com	Мейрбек	Жұмағазы	✔
<input type="checkbox"/>	murager.abdreev@gmail.com	Мұрагер	Абдреев	✔
<input type="checkbox"/>	olzhas.qulmurat@gmail.com	Олжас	Құлмурат	✔
<input type="checkbox"/>	oralhan.saparbaev@gmail.com	Оралхан	Сапарбаев	✔
<input type="checkbox"/>	ramziddin.alimbaev@gmail.com	Рамзиддин	Алимбаев	✔
<input type="checkbox"/>	sayat.tastan@gmail.com	Саят	Тастан	✔
<input type="checkbox"/>	tamirlan.myrzagaliev@gmail.com	Тамирлан	Мырзағалиев	✔
<input type="checkbox"/>	ulugbek.azimov@gmail.com	Улугбек	Азимов	✔
<input type="checkbox"/>	yulduz.paiz@gmail.com	Юлдуз	Паиз	✔

16 Студенты

[ДОБАВИТЬ СТУДЕНТ +](#)

ФИЛЬТР

↓ email address

Все
a@a.com
aidana.sabit@gmail.com
diana.roman@gmail.com
diyorbek.kambarov@gmail.com
djars500@gmail.com
iasin.qarnakbai@gmail.com
jamal.bagispekova@gmail.com
meirbek.zhumagazy@gmail.com
murager.abdreev@gmail.com
olzhas.qulmurat@gmail.com
oralhan.saparbaev@gmail.com
ramziddin.alimbaev@gmail.com
sayat.tastan@gmail.com
tamirlan.myrzagaliev@gmail.com
ulugbek.azimov@gmail.com
yulduz.paiz@gmail.com

↓ статус персонала

Все
Да
Нет

↓ активный

Все
Да
Нет

Learning Courses ▾ Student ▾ Дияр ▾

Time to complete

0 9 49
Hours Minutes Seconds

Вопросы

Legend

- Ответные вопросы
- Selected Выбранный вопрос

0 9 49
Hours Minutes Seconds

Вопросы

Legend

- Ответные вопросы
- Selected Выбранный вопрос

СЫЗЫҚТЫҚ

ТАРМАҚТЫҚ

ЦИҚЛЫҚ

[ОТПРАВИТЬ](#)

Вопросы 10

Time to complete
0 Hours 9 Minutes 43 Seconds

Вопросы
Legend
● Ответные вопросы
● Selected Выбранный вопрос

Вопрос 1 из 10

Денгей 1

Денгей 1.

Ваши ответы

Орындаушының әрекеттері әрбір шарттарды тексеру нәтижелері мен белгіленетін болса, ол алгоритм қандай?

- тармақталған
- циклдік
- сызықтық
- реттелген
- жай

Алгоритмнің неше қасиеті бар?

- 1
- 4
- 3
- 6

Quiz App v1.1.0 © Copyright 2023

2

0 курсе
Алгоритм
Информация о курсе
Сдать тест
Результаты курса

Учебный план

Денгей 1

Денгей 1

- 1. Скачать материал
- 2. Сдать тест
- 3. Результат

Денгей 2

Денгей 2

- 1. Скачать материал
- 2. Сдать тест
- 3. Результат

Денгей 3

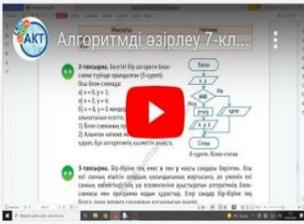
Денгей 3

- 1. Скачать материал
- 2. Сдать тест

Quiz App v1.1.0 © Copyright 2023

Алгоритм

★★★★☆



Алгоритм (лат. algorithmi — от имени среднеазиатского математика Аль-Хорезми[1]) — совокупность точно заданных правил решения некоторого класса задач или набор инструкций, описывающих порядок действий исполнителя для решения определенной задачи. В старой трактовке вместо слова «порядок» использовалось слово «последовательность», но по мере развития параллельности в работе компьютеров слово «последовательность» стали заменять более общим словом «порядок». Независимые инструкции могут выполняться в произвольном порядке, параллельно, если это позволяют используемые исполнители.

Курс

НАЧАТЬ КУРС

Поделись в Facebook

Сделай твит

Что придется изучать?

Пройдите каждый этап

- Дәңгей 1
- Дәңгей 2
- Дәңгей 3
- Сдать тест

ҚОСЫМША Ә

Оқу үдерісіне F3Ж ендіру актілері



Оқу үдерісіне F3Ж ендіру АКТІ

Оқу үдерісіне «Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқытуды қолданудың ғылыми әдістемелік негіздері» атты диссертациялық жұмыстың экспериментін қолдану аясында LEARNING платформасын енгізу.

Осы акт 2023-2024 оқу жылында «Информатика» кафедрасының «6B01503 Информатика мұталімін даярлау» білім беру бағдарламасы, күндізгі бөлім, 2-курс, 4 семестрде пайдаланылатын «Web-программалау негіздері» пәнін оқытуда LEARNING платформасы оқу үдерісіне пайдалану үшін жасалыпты.

LEARNING платформасы «Web-программалау негіздері» пәні бойынша студенттердің оқу сапасын арттыру үшін оқу үдерісіне сәтті енгізіліп, студенттерге оқу материалдарына, тапсырмаларға, тесттерге, сондай-ақ өзін-өзі тексеру және кері байланыс құралдарына қол жеткізуді қамтамасыз етеді.

22.01-03.05.2024жж аралығында LEARNING платформасына тіркелген студенттердің «Web-программалау негіздері» пәні бойынша оқу нәтижелерін талдауға қолданылды. Оқыту нәтижелері келесі критерийлер негізінде талданды:

Тапсырмаларды сәтті орындау: Оқу нәтижелерін анықтау үшін студенттер LEARNING платформасында ұсынылған тапсырмаларды орындауға белсене қатысады және тапсырмалар орындауда жоғары деңгейді көрсетеді.

Оқу нәтижелеріне қол жеткізу: Студенттер білүм таксономия бойынша берілген тапсырмаларды орындайды және платформадағы тесттерге жауап беру арқылы оқу үлгерімінің бағы жөннекталады.

Осы актімен 2023-2024 оқу жылы қыңтар-сәуір айы аралығында LEARNING платформасында «Web-программалау негіздері» пәні оқу үдерісіне ендірілетін расталады.

Информатика каф. меңгерушісі:
 Ж.А. Сулейменова

Ғылыми жетекшісі:
 Е.Р. Керімбеков

Академиялық істер департаментінің
директоры

 Д.Т. Бердалинов

Ғылыми жетіктеу офісінің басшысы:
 М. О. Байхамурова



Зерттеу нәтижелерін енгізу АКТІ

Оқу үдерісіне «Білім алушылардың академиялық үлгерімін болжауда машиналық оқытуды қолданудың ғылыми әдістемелік негіздері» -атты диссертациялық жұмыстың экспериментін қолдану аясында LEARNING платформасын енгізу.

Осы акт 2023-2024 оқу жылында «Информатика» кафедрасының 6B01503-«Информатика мұғалімдерін даярлау» білім беру бағдарламасы, күндізгі бөлім, 2-курс, 4 семестрде оқытылатын «Деректер қорының негіздері» пәнін оқытуда LEARNING платформасы оқу үдерісіне пайдалану үшін жасалынды.

LEARNING платформасы «Деректер қорының негіздері» пәні бойынша студенттердің оқу сапасын арттыру үшін оқу үдерісіне сәтті енгізіліп, студенттерге оқу материалдарына, тапсырмаларға, тесттерге, сондай-ақ өзін-өзі тексеру және кері байланыс құралдарына қол жеткізуді қамтамасыз етеді.

16.01-30.04.2024жж аралығында LEARNING платформасына тіркелген студенттердің жоғары оқу әулгерімін көрсетті. Оқыту нәтижелері келесі критерийлер негізінде талданды:

Тапсырмаларды сәтті орындау: Студенттер LEARNING платформасында ұсынылған тапсырмаларды орындауға белсенді қатысып, тапсырмаларды орындаудың жоғары деңгейін көрсетті.

Жоғары ұпайларға қол жеткізу: Студенттердің көпшілігі тапсырмалары мен платформадағы тесттерінде жоғары балл жинады, бұл олардың пәнді терең түсінгенін көрсетеді.

Осы актімен 2023-2024 оқу жылы қаңтар-сәуір айы аралығында LEARNING платформасында «Деректер қорының негіздері» пәні оқу үдерісіне ендірілгені расталады.

Орындаушы:

«Информатика» кафедрасын меңгерушісі:

«Педагогикалық және жаратылыстану ғылымдары» факультетінің деканы:

Жоспарлау және оқу процесін ұйымдастыру бөлімінің бастығы:

В.Н.Наумова

С.А.Паньалбек

Б.Т.Қарсыбай

Ж.А. Нурмағанбетова

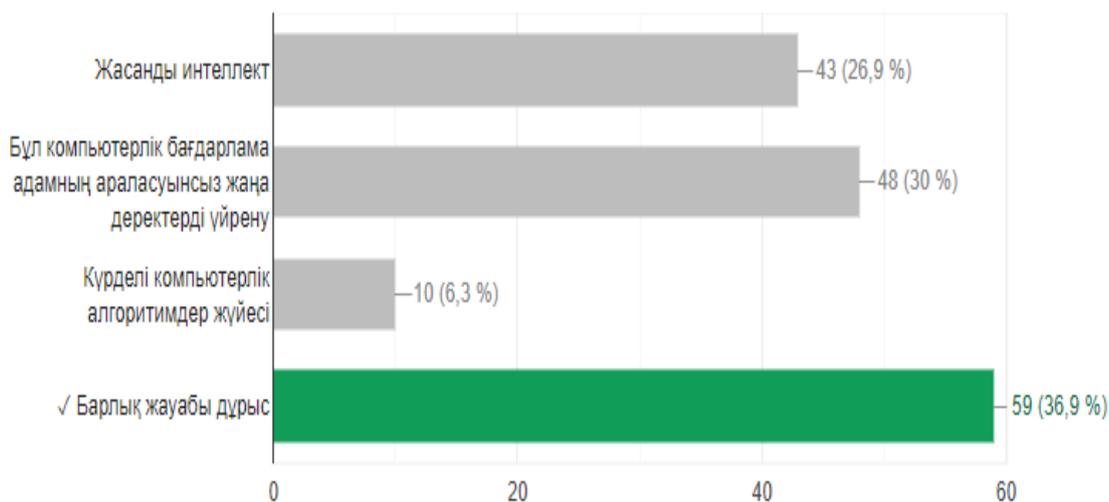
ҚОСЫМША Б

Оқытушылар мен білім алушылардың кері байланысы

What is machine learning? Машиналық оқыту дегеніміз не?

[Копировать](#)

Верных ответов: 59 из 160

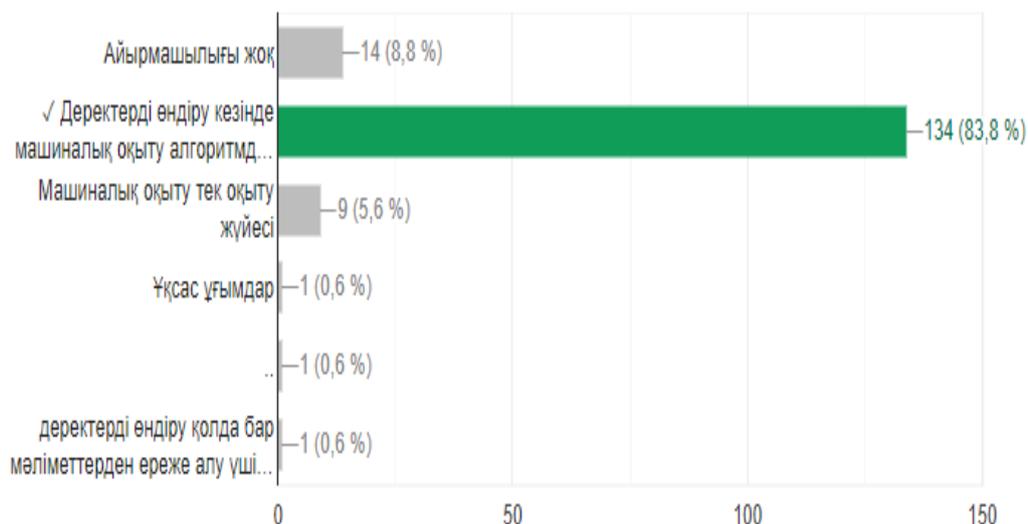


Актив

What is the difference between data mining and machine learning? Деректерді өндіру мен машиналық оқытудың айырмашылығы неде?

[Копировать](#)

Верных ответов: 134 из 160

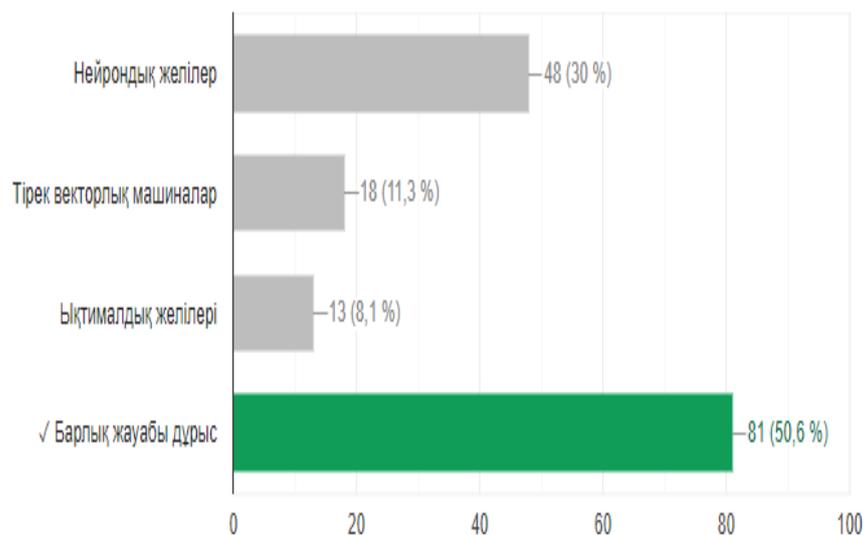


Актив

Name machine learning algorithms? Машиналық оқыту алгоритмдерін атаңыз?

[Копировать](#)

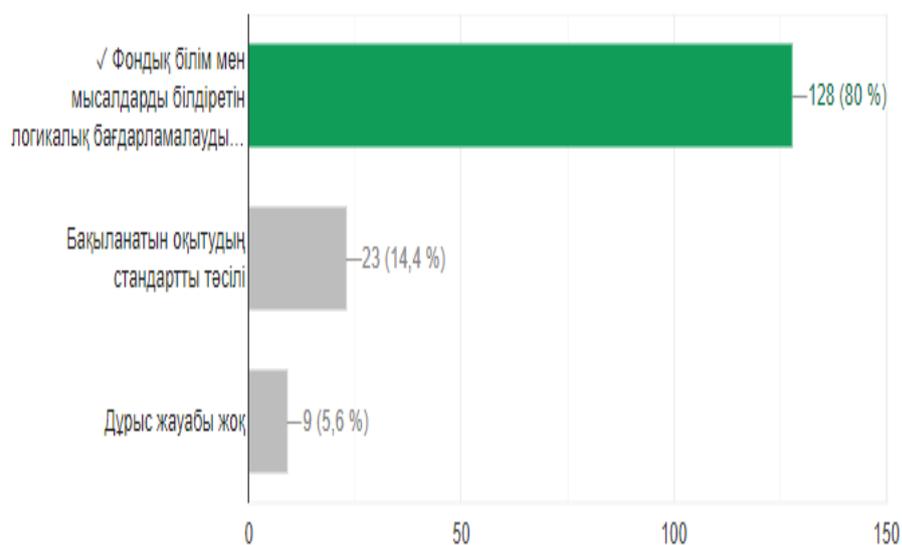
Верных ответов: 81 из 160



What is inductive logic programming in machine learning? Машиналық оқытуда индуктивті-логикалық бағдарламалау дегеніміз не?

[Копировать](#)

Верных ответов: 128 из 160



How do you understand machine learning?Машиналық оқытуды сіз қалай түсінесіз?

160 ответов

машиналық оқыту күнделікті біздің өмірімізде көптеген қолданыстарға ие болуда. оның қолданылуының кеңдігіне байланысты IT технологияда маңызды орын алады. Қазіргі кезде машиналық оқыту әдістеріне негізделген кейбір қосымшалар жақсы жұмыс істейді

Машиналық оқыту-қазіргі технологияландырылған қоғам

Жасанды интеллекттің бір тамыры

Машиналық оқыту – бұл жасанды интеллект әдістерінің классы. Оның сипаттамасы мәселені тікелей шешу емес, көптеген ұқсас мәселелерге шешім қолдану процесінде жаттығу болып табылады.

Жасанды интеллект көмегімен процесті тиімді болжау арқылы автоматтандыру

Ол қазіргі заманның дамыған технологиясы арқасында білімді сол техника көмегімен алу

Оқудың бапюрлығы компьютермен жасалыну деп түсінем

Актив
Чтобы
раздел

How do you use machine learning in the educational process, during daily classes?Оқу процесінде, күнделікті сабақ барысында машиналық оқытуды қалай қолданасыз?

160 ответов

Машиналық оқыту күнделікті біздің өмірімізде көптеген қолданыстарға ие болуда. Оның қолданылуының кеңдігіне байланысты IT технологияда маңызды орын алады. Қазіргі кезде машиналық оқыту әдістеріне негізделген кейбір қосымшалар жақсы жұмыс істейді.

Компьютерлік техника

Маркетинг және электрондық коммерция платформаларын пайдаланушылардың интернет іздеу тарихы немесе алдыңғы транзакциялары негізінде пайдаланушыларға нақты және жеке ұсыныстар беру үшін қолданылады.

Ондағыдай

Мен компьютерді жиі қолданамын. Себебі ол маған күнделікті сабақты меңгеруге мүмкіндік береді

Оқушылардан сабақ сұрау барысында электронды тестті, радномно кімнің сабақ айтатынын анықтауға болады және презентациялар арқылы оқушыларды әртүрлі программаларды тиімді

Актив
Чтобы
раздел

ҚОСЫМША В

Авторлық куәліктер



ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫ



РЕСПУБЛИКА КАЗАХСТАН

АВТОРЛЫҚ ҚҰҚЫҚПЕН ҚОРҒАЛАТЫН ОБЪЕКТІЛЕРГЕ ҚҰҚЫҚТАРДЫҢ
МЕМЛЕКЕТТІК ТІЗІЛІМГЕ МӘЛІМЕТТЕРДІ ЕНГІЗУ ТУРАЛЫ

КУӘЛІК

2025 жылғы «6» мамыр № 57665

Автордың (лардың) жөні, аты, әкесінің аты (егер ол жеке басын куәландыратын құжатта көрсетілсе): Нахипова Венера Исмаиловна, Керимбеков Ержан Рахымжанович, Судейменова Лаура Аскарбековна, Жуматаев Нурлыбек Срайлович

Авторлық құқық объектісі: ҒЫЛЫМИ ТУЫНДЫ

Объектінің атауы: Білім алушылардың үлгерімін болжауды жақсарту үшін Naive Bayes (аңғал Байес) әлісіне бірлескен сүзгілеуді (Collaborative Filtering) біріктіру / Интеграция коллаборативной фильтрации (Collaborative Filtering) в наивный байесовский метод Naive Bayes) для улучшения прогнозирования успеваемости учащихся

Объектіні жасаған күні: 05.05.2025



Құжат түпнұсқалығын <http://www.kazpatent.kz/ru> сайтының "Авторлық құқық" бөлімінде тексеруге болады. <https://copyright.kazpatent.kz>

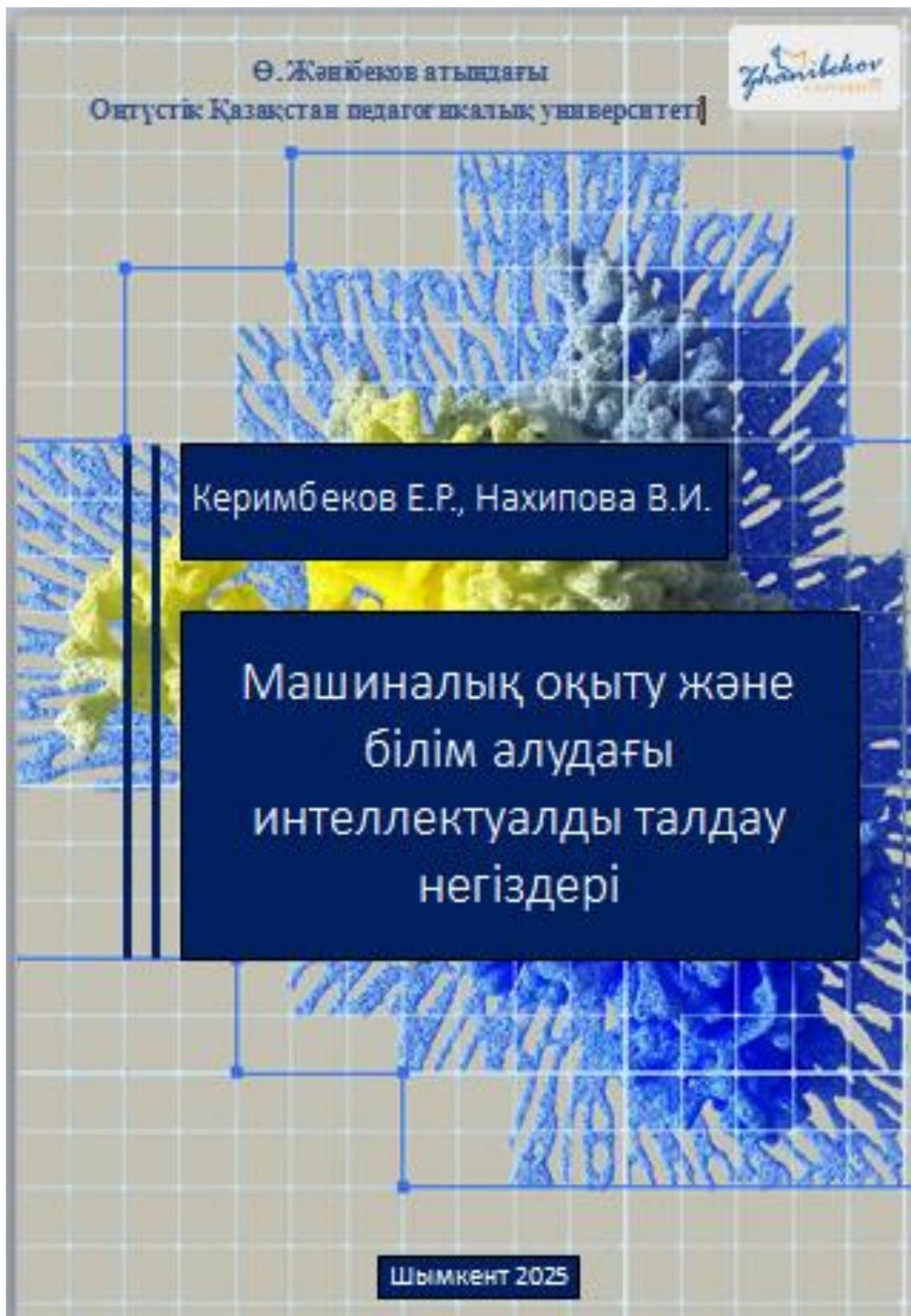
Подлинность документа возможно проверить на сайте [kazpatent.kz](https://copyright.kazpatent.kz) в разделе «Авторское право» <https://copyright.kazpatent.kz>

ЭЦҚ қол қойылды

С. Ахметов

ҚОСЫМША Г

Оқу-әдістемелік құрал



ӘОЖ 004.8:371.3
ББК 31.973.202.1я73
А 22.18

Оқу-әдістемелік құрал Ө.Жәнібеков атындағы Оңтүстік Қазақстан педагогикалық университетінің Академиялық Кеңесінде кеңесінде талқыланып, бапқа ұсынылған (№5, хаттама, 15.04.2025 ж.)

Пікір берушілер:

Л.Қ. Жайдахбаева	М.Ауезов атындағы ОҚМУ, «Информатика» кафедрасының меңгерушісі, п.ғ.к., доцент
Г.К. Нұрауқамбетова	Ө.Жәнібеков атындағы ОҚПУ, Информатика кафедрасының доценті, п.ғ.к.
Б.Ш. Мырзахметова	Ө.Жәнібеков атындағы ОҚПУ, Информатика кафедрасының доценті, п.ғ.к.

Авторлар: Керімбеков Е.Р., Нахипова В.И.

«Машиналық оқыту және білім берудегі интеллектуалды талдау негіздері». Оқу-әдістемелік құрал. Шымкент: Ө.Жәнібеков атындағы Оңтүстік Қазақстан педагогикалық университеті, 2025. – 96-бет.

6B01503-Информатика ықпалымен дәрістеу, 6B01509-Математика-Информатика ықпалымен дәрістеу білім беру бағдарламалары негізінде «Машиналық оқытуға кіріспе» пәнінің бағдарламасына сәйкес жазылған оқу-әдістемелік құралының мақсаты білім алушыларға нақты еңбек нарығы мен IT-индустрия талаптарына сәйкес машиналық оқыту бойынша базалық білімді жүйелі түрде меңгертуге, сондай-ақ болашақ мамандарды өзінің жобалық жұмыстарына бейімдеуге бағытталған.

Оқу-әдістемелік құралында Рубин бағдарламалық тілі негізінде қосымшалар құрастыру, синтаксис пен құрылымды меңгеру, деректер құрылымдарын пайдалану, логикалық операциялар мен шартты операторларды қолдану, сондай-ақ модульдер мен кітапханалар арқылы мүмкіндіктерді кеңейту жолдары қарастырылады. Сонымен қатар, құралда практикалық бағыттағы зертханалық жұмыстар ұсынылып, оқушылардың бағдарламалық дағдыларын дамытудың тиімді тәсілдері берілген.

Оқу құралы информатика мамандары мен орта және жоғары оқу орындарының білім алушыларына, әсіресе бағдарламалық инженерлерге арналған.

© Керімбеков Е.Р., Нахипова В.И.

ҚОСЫМША Ғ

Гранттық қаржыландыру бойынша ғылыми, ғылыми-техникалық жобалар іске асыру туралы бұйрықтан үзінді көшірмесі

Өзбекәлі Жәнібеков атындағы Оңтүстік Қазақстан педагогикалық университеті

Бұйрықтан үзінді көшірме

№1/003-жж

“03” қаңтар 2024 ж.

Гранттық қаржыландыру бойынша ғылыми, ғылыми-техникалық жобаларды іске асыру туралы

Қазақстан Республикасының Еңбек Кодексінің 1-бабының 1 тармағының 56) тармақшасы, 30-бабының 1 тармағының 3) тармақшасы, 32-бабының 4 тармағына сәйкес **БҰЙЫРАМЫН:**

2023-2025 жылдарға арналған гранттық қаржыландыратын конкурс қорытындысы бойынша “Қазақстан Республикасы Ғылым және жоғары білім министрлігінің Ғылым комитеті” ММ және “Оңтүстік Қазақстан мемлекеттік педагогикалық университеті” КеАҚ арасында 03.08.2023 ж. түзілген №228/23-25 келісім-шарт негізінде 217 «ғылымды дамыту», 102 «ғылыми зерттеулерді гранттық қаржыландыру» кіші бағдарламасы, 154 «зерттеулер бойынша қызметтерге ақы төлеу» ерекшелігі бойынша ғылыми және (немесе) ғылыми-техникалық жобаны іске асыруға мемлекеттік тапсырыс шеңберінде ғылыми зерттеулерді орындау бойынша:

3. ИРН АР19680169 «Білім алушылардың кәсіби құзыреттіліктерін қалыптастыруда LMS-те оқыту стратегияларын бөлісу үшін машиналық оқытуды интеграциялау» тақырыбындағы жобаның зерттеу тобының төмендегі жоба орындаушыларын 03.01.2024-31.12.2024 ж.ж. аралығында еңбек келісімдері негізінде жұмысқа тартылсын:

№	Орындаушының аты-жөні	Лауазымы	Ғылыми дәрежесі, ғылыми атағы, қызметі	Жұмыстың орыдалу үлесі	Жұмыстың орыдалу мерзімі	Айына лауазымдық жалақы (тенге)
9.	Нахипова Венера Исмаиловна	Орындаушы	Өзбекәлі Жәнібеков атындағы ОҚПУ 8D01503 - “Информатика педагогін даярлау” мамандығының 3-курс докторанты	0,25	қаңтар-желтоқсан	75 000 (жетпіс бес мың) тенге

5. Жобаның ғылыми жетекшілерінің еңбекақылары штаттық кесте бойынша орындалған жұмыс актісіне сәйкес университеттің есеп-шотына бюджеттен түскен 03.08.2023 ж. түзілген №228/23-25 келісімшарт қаражатынан төленсін.

Негіздеме: ғылыми жоба жетекшілері Л.А. Сулейменованың, қызмет хаты мен жеке отініші, “Оңтүстік Қазақстан мемлекеттік педагогикалық университеті” КеАҚ 03.08.2023 ж. түзілген №228/23-25 келісімшарт бойынша калькуляция, “Оңтүстік Қазақстан мемлекеттік педагогикалық университеті” КеАҚ күнтізбелік жоспары.

Басқарма төрағасы – Ректордың уақытша міндетін атқарушы

А.А. Кудышева

Адам ресурстарды дамыту департаментінің аға инспекторы

Көшірмені растаймын:

Қ.Е. Жаманбай

ҚОСЫМША Д

Бақылау эксперименттік есептеулері

Кесте 1- ЭТ және БТ бақылау эксперименттік жұмыс нәтижелері

Экспериментке дейінгі бастапқы деректер				Эксперименттен кейінгі бастапқы деректер			
1				2			
ЭТ		БТ		ЭТ		БТ	
85	3,33	77	2,67	90	3,67	78	2,67
97	4,0	85	3,33	98	4,0	82	3,33
78	2,67	88	2,67	85	3,33	80	3,67
88	3,33	90	3,67	90	3,67	87	3,33
72	2,33	70	2,33	80	3,0	72	2,33
95	4,0	90	3,67	98	4,0	82	3,67
84	3,0	80	3,0	86	3,33	78	3
60	1,67	73	2,33	68	2,0	70	2,33
86	3,33	82	3,0	88	3,33	77	3
87	3,33	85	3,33	90	3,67	82	3,33
85	3,33	85	3,33	90	3,67	80	3,33
98	4,0	97	4,0	98	4,0	90	4
91	3,67	91	3,67	92	3,67	89	3
65	2,0	67	2,0	72	2,33	66	2
85	3,33	87	3,33	90	3,67	85	3,33
76	2,67	76	2,67	84	3,0	77	2,67
75	2,67	70	2,33	85	3,33	72	2,33
95	4,0	95	4,0	95	4,0	92	4
88	3,33	88	3,33	92	3,67	88	3,33
85	3,33	82	3,0	90	3,67	82	3
81	3,0	83	3,0	85	3,33	80	3
70	2,33	72	2,33	80	3,0	74	2,33
55	1,33	73	2,33	65	2,0	70	2,33
92	3,67	88	3,33	95	4,0	80	3,33
78	2,67	78	2,67	85	3,33	75	2,67
84	3,0	86	3,33	90	3,67	82	3,33
65	2,0	68	2,0	70	2,33	65	2
88	3,33	90	3,67	90	3,67	85	3,67
92	3,67	90	3,67	94	3,67	85	3,67
85	3,33	83	3,0	88	3,33	80	3
62	1,67	84	3,0	68	2,0	78	3
92	3,67	90	3,67	94	3,67	82	3,67
68	2,0	65	2,0	75	2,67	60	2
78	2,67	74	2,33	85	3,33	72	2,33

Кесте 15 - Бастапқы мәліметтерді бағалар жиілігін реттілік шкаласы бойынша топтаймыз

GRA баллы	Экспериментке дейінгі бағалар жиілігі				Эксперименттен кейінгі бағалар жиілігі				χ^2
	ЭТ	%	БТ	%	ЭТ	%	БТ	%	
1,33	1	2,9	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0,53
1,67	2	5,9	0	0,0	0	0,0	1	2,9	0,53
2,00	3	8,8	3	8,8	3	8,8	2	5,9	0,11
2,33	2	5,9	6	17,6	2	5,9	6	17,6	0,68
2,67	5	14,7	4	11,8	1	2,9	5	14,7	1,42
3,00	3	8,8	6	17,6	3	8,8	11	32,4	2,43
3,33	10	29,4	7	20,6	8	23,5	6	17,6	0,15
3,37	4	11,8	6	17,6	12	35,3	3	8,8	2,87
4,00	4	11,8	2	5,9	5	14,7	0	0,0	2,66
Барығы	34	100	34	100	34	100	34	100	$T_{\text{бак}}=11,37$

ҚОСЫМША Е

Naive Bayes моделдің есептеулері

Білім алушылардың келесі сипаттамалары бар: жасы (жыл), жынысы (еркек немесе әйел), алдыңғы баға (0-ден 100-ге дейін), және сабаққа қатысуы (пайызбен). Әр білім алушының жетістігін (1) немесе сәтсіздігін (үлгерімсіздігін) (0) көрсететін класс белгісі бар (1-кесте).

Жасы	Жынысы	Алдыңғы баға	Сабаққа қатысуы (%)	Класс белгісі
20	Еркек	85	90	1
22	Әйел	70	80	0
19	Еркек	90	95	1
21	Әйел	75	70	0
18	Еркек	65	80	0
23	Әйел	80	85	1

Bayes формуласы бойынша болжау үшін келесі мәліметтер жиынтығы қажет:

1. Білім алушының белгілері (сипаттамалары):

- білім алушының жасы;
- білім алушының жынысы;
- білім алушының алдыңғы бағалары;
- білім алушының сабаққа қатысуы.

2. Қорытынды нәтиже немесе класс белгісі:

- білім алушының оқудағы жетістігі немесе сәтсіздігі.

Осы мәліметтерге сүйене отырып, білім алушының үлгерімін болжау үшін Bayes моделін құруға болады. Bayes формуласындағы шартты ықтималдықтарды есептеу үшін әр белгі үшін статистикалық мәліметтер берілуі керек. Бізге қажет статистика:

- Алдыңғы бағалауларға байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы;
- Жасына байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы;
- Сабаққа қатысуға байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы.

Бұл деректер класс белгілері мен белгілердің әрбір тіркесімі үшін шартты ықтималдықтарды есептеуге мүмкіндік береді, содан кейін олар берілген сипаттамаларға негізделген білім алушының үлгерімін болжау үшін Bayes формуласында қолданылады.

1. Алдыңғы бағалауларға байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы:

- Алдыңғы бағалар: жоғары (80 және одан жоғары)
- Табыс ықтималдығы: 0.8
- Сәтсіздік ықтималдығы: 0.2
- Алдыңғы бағалар: орташа (60-79)
- жетістік ықтималдығы: 0.5
- Сәтсіздік ықтималдығы: 0.5
- Алдыңғы бағалар: төмен (60-тан төмен)
- жетістік ықтималдығы: 0.2
- Сәтсіздік ықтималдығы: 0.8

2. Жасына байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы:

- Жасы: 18-20 жас
 - жетістік ықтималдығы: 0.6
 - Сәтсіздік ықтималдығы: 0.4
- Жасы: 21-25 жас
 - жетістік ықтималдығы: 0.7
 - Сәтсіздік ықтималдығы: 0.3
- Жасы: 26-30 жас

- жетістік ықтималдығы: 0.5
- Сәтсіздік ықтималдығы: 0.5

3. Сабаққа қатысуға байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы:
- Сабаққа қатысу: жоғары (90% және одан жоғары)
 - жетістік ықтималдығы: 0.9
 - Сәтсіздік ықтималдығы: 0.1
 - Сабаққа Қатысу: Орташа (70-89%)
 - жетістік ықтималдығы: 0.6
 - Сәтсіздік ықтималдығы: 0.4
 - Сабаққа қатысу: төмен (70% - дан аз)
 - жетістік ықтималдығы: 0.3
 - Сәтсіздік ықтималдығы: 0.7

Алдыңғы бағалауларға, жасына және сабаққа қатысуына байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы туралы мәліметтер үшін кестелер құрылған. Әр кестеде факторлардың мүмкін мәндері және жетістік пен сәтсіздіктің сәйкес ықтималдығы көрсетілген.

1-кесте: Алдыңғы бағалауларға байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы

Алдыңғы бағалаулар	Жетістік ықтималдығы	Сәтсіздік ықтималдығы
Жоғары	0,8	0,2
Орташа	0,5	0,5
Төмен	0,2	0,8

2-кесте: Жасына байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы

Жасы	Жетістік ықтималдығы	Сәтсіздік ықтималдығы
18-20 жас	0,6	0,4
21-25 жас	0,7	0,3
26-30 жас	0,5	0,5

3-кесте: Сабаққа қатысуға байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы

Сабаққа қатысу	Жетістік ықтималдығы	Сәтсіздік ықтималдығы
Жоғары	0,9	0,1
Орташа	0,6	0,4
Төмен	0,3	0,7

Берілген сипаттамаларға негізделген үлгерім болжамын есептеу үшін Bayes формуласын қолдануға болады. Әр сипаттамалар мен класс белгілерінің тіркесімі үшін Bayes формуласын қолдана отырып ықтималдықтар есептелінеді.

Білім алушылардың келесі сипаттамалары бар болсын:

Алдыңғы бағалар: жоғары

Жасы: 21-25 жас

Сабаққа Қатысу: Орташа

Осы сипаттамаларға сүйене отырып, оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы есептелінеді.

1. Bayes формуласын қолдана отырып, оқытудағы жетістік пен сәтсіздіктің априорлық ықтималдығы есептелінеді:

$$P(\text{жетістік} | \text{Сипаттамалар}) = P(\text{Сипаттамалар} | \text{жетістік}) * P(\text{жетістік}) / P(\text{Сипаттамалар})$$

$$P(\text{Сәтсіздік} | \text{Сипаттамалар}) = P(\text{Сипаттамалар} | \text{Сәтсіздік}) * P(\text{Сәтсіздік}) / P(\text{Сипаттамалар})$$

2. Толық ықтималдық бойынша р бөлгіші (сипаттамалары) есептелінеді:

$$P(\text{Сипаттамалары}) = P(\text{Сипаттамалары} / \text{жетістік}) * P(\text{жетістік}) + P(\text{Сипаттамалары} | \text{Сәтсіздігі}) * P(\text{Сәтсіздігі})$$

3. Ықтималдығы бар кестелер бойынша

$P(\text{сипаттамалары} | \text{жетістік}) * P(\text{жетістік})$ және $P(\text{сипаттамалары} | \text{сәтсіздігі}) * P(\text{сәтсіздігі})$ нумераторы есептелінеді:

$$P(\text{сипаттамалары} / \text{жетістік}) * P(\text{жетістік}) = P(\text{алдыңғы бағалар} = \text{жоғары} | \text{жетістік}) * P(\text{жас} = 21-25 \text{ жас} / \text{жетістік}) * P(\text{қатысу} = \text{орташа} | \text{жетістік}) * P(\text{жетістік})$$

$$P(\text{сипаттамалар} | \text{сәтсіздік})$$

* $P(\text{сәтсіздік}) = P(\text{алдыңғы бағалар} = \text{жоғары} \mid \text{сәтсіздік}) * P(\text{жас} = 21-25 \text{ жас} \mid \text{сәтсіздік}) * P(\text{қатысу} = \text{орташа} \mid \text{сәтсіздік}) * P(\text{сәтсіздік})$

4. Алымды бөлгішке бөлу арқылы ықтималдықтар қалыпқа келтіріледі: $P(\text{жетістік} \mid \text{Сипаттамалар}) = (P(\text{Сипаттамалар} \mid \text{жетістік}) * P(\text{Сәттілік})) / P(\text{Сипаттамалар})$ $P(\text{Сәтсіздік} \mid \text{Сипаттамалар}) = (P(\text{Сипаттамалар} \mid \text{Сәтсіздік}) * P(\text{Сәтсіздік})) / P(\text{Сипаттамалар})$

Осы қадамдарды әр сипаттамалар мен класс белгілерінің тіркесімі үшін қолдана отырып, үлгерім болжамын Bayes формуласы бойынша есептеуге болады.

Берілген сипаттамалары бар білім алушының үлгерімінің түпкілікті болжамын анықтау үшін әр класс белгісінің априорлық ықтималдығы (жетістік пен сәтсіздік) есептелініп, ең ықтимал класс белгісі таңдалуы керек.

Есептеулер алдыңғы сипаттамалармен жалғастырылады:

Алдыңғы бағалар: жоғары

Жасы: 21-25 жас

Сабаққа Қатысу: Орташа

Ең алдымен, толық ықтималдық формуласы бойынша $p(\text{сипаттамалар})$ бөлгіші есептейлінеді. Ықтималдығы бар кестелерді қолдана отырып, келесі нәтижелер шығады:

$P(\text{сипаттамалары}) = P(\text{алдыңғы бағалар} = \text{жоғары} \mid \text{жетістік}) * P(\text{жетістік}) + P(\text{алдыңғы бағалар} = \text{жоғары} \mid \text{сәтсіздік}) * P(\text{сәтсіздік}) = 0.8 * P(\text{жетістік}) + 0.2 * P(\text{сәтсіздік})$

Енді кестелер қолданылып, $P(\text{сипаттамалар} \mid \text{сәттілік}) * P(\text{сәттілік})$ және $P(\text{сипаттамалар} \mid \text{сәтсіздік}) * P(\text{сәтсіздік})$ есептелінеді:

$P(\text{сипаттамалары} \mid \text{жетістік}) * P(\text{жетістік}) = P(\text{алдыңғы бағалар} = \text{жоғары} \mid \text{жетістік}) * P(\text{жас} = 21-25 \text{ жас} \mid \text{жетістік}) * P(\text{қатысу} = \text{орташа} \mid \text{жетістік}) * P(\text{жетістік}) = 0.8 * 0.7 * 0.6 * P(\text{жетістік})$
 $P(\text{сипаттамалар} \mid \text{сәтсіздік}) * P(\text{сәтсіздік}) = P(\text{алдыңғы бағалар} = \text{жоғары} \mid \text{сәтсіздік}) * P(\text{жас} = 21-25 \text{ жас} \mid \text{сәтсіздік}) * P(\text{қатысу} = \text{орташа} \mid \text{сәтсіздік}) * P(\text{сәтсіздік}) = 0.2 * 0.3 * 0.4 * P(\text{Сәтсіздік})$

Енді алымдар мен бөлгіштердің мәндері бойынша жетістік пен сәтсіздік үшін априорлық ықтималдықтар есептелінеді:

$P(\text{жетістік} \mid \text{Сипаттамалар}) = (P(\text{Сипаттамалар} \mid \text{жетістік}) * P(\text{жетістік})) / P(\text{Сипаттамалар}) = (0.8 * 0.7 * 0.6 * P(\text{жетістік})) / (0.8 * P(\text{жетістік}) + 0.2 * P(\text{Сәтсіздік}))$
 $P(\text{Сәтсіздік} \mid \text{Сипаттамалар}) = (P(\text{Сипаттамалар} \mid \text{Сәтсіздік}) * P(\text{Сәтсіздік})) / P(\text{Сипаттамалар}) = (0.2 * 0.3 * 0.4 * P(\text{Сәтсіздік})) / (0.8 * P(\text{Сәттілік}) + 0.2 * P(\text{Сәтсіздік}))$

Қорытынды болжамды есептеу үшін $p(\text{жетістік} \mid \text{сипаттамалар})$ және $P(\text{сәтсіздік} \mid \text{сипаттамалар})$ мәндері есептелініп, олар салыстырылады. Ықтималдығы жоғары класс белгісі қорытынды болжам болады.

Алдыңғы есептеулерді қолдана отырып келесі нәтижелер алынады:

$P(\text{жетістік} \mid \text{Сипаттамалар}) = (0.8 * 0.7 * 0.6 * P(\text{жетістік})) / (0.8 * P(\text{жетістік}) + 0.2 * P(\text{Сәтсіздік}))$

$P(\text{Сәтсіздік} \mid \text{Сипаттамалар}) = (0.2 * 0.3 * 0.4 * P(\text{Сәтсіздік})) / (0.8 * P(\text{жетістік}) + 0.2 * P(\text{Сәтсіздік}))$

Қорытынды болжамды анықтау үшін $P(\text{жетістік} \mid \text{сипаттама})$ және $P(\text{сәтсіздік} \mid \text{Сипаттама})$ мәндерін салыстырып, ең ықтимал класс белгісін таңдау керек. Осы мәндерді есептеу арқылы шешім қабылдауға болады.

Априорлық ықтималдықтар:

$P(\text{жетістік}) = 0.6$ (оқудағы жетістік ықтималдығы)

$P(\text{сәтсіздік}) = 0.4$ (оқудағы сәтсіздік ықтималдығы)

Енді априорлық ықтималдықтарды қолдана отырып, қорытынды болжамды Bayes формуласы бойынша есептеуге болады. Ол үшін априорлық ықтималдықтардың мәндері кейінгі ықтималдықтардың өрнектеріне ауыстырылып, олар салыстырылады.

Есептеулер алдыңғы сипаттамалармен жалғастырылады:

Алдыңғы бағалар: жоғары

Жасы: 21-25 жас

Сабаққа Қатысу: Орташа

Априорлық ықтималдықтарды қолдану:

$P(\text{Сәттілік}) = 0.6$

$P(\text{Сәтсіздік}) = 0.4$

$P(\text{сипаттамалар} \mid \text{жетістік}) * P(\text{жетістік})$ және $P(\text{сипаттамалар} \mid \text{сәтсіздік}) * P(\text{сәтсіздік})$ үшін мәндер есептелінді.

Олар:

$$P(\text{Сипаттамалары} / \text{жетістік}) * P(\text{жетістік}) = (0.8 * 0.7 * 0.6 * 0.6) / (0.8 * 0.6 + 0.2 * 0.4)$$

$$P(\text{Сипаттамалары} / \text{Сәтсіздігі}) * P(\text{Сәтсіздігі}) = (0.2 * 0.3 * 0.4 * 0.4) / (0.8 * 0.6 + 0.2 * 0.4)$$

Енді априорлық ықтималдықтар есептелінеді:

$$P(\text{жетістік} / \text{Сипаттамалар}) = (0.8 * 0.7 * 0.6 * 0.6) / (0.8 * 0.6 + 0.2 * 0.4) \quad P(\text{Сәтсіздік} / \text{Сипаттамалары}) = (0.2 * 0.3 * 0.4 * 0.4) / (0.8 * 0.6 + 0.2 * 0.4)$$

Енді $P(\text{жетістік} | \text{сипаттамалар})$ және $P(\text{сәтсіздік} | \text{сипаттамалар})$ мәндерін салыстыруға болады және үлгерімнің қорытынды болжамы ретінде класс белгісі таңдалынады. Бұрын есептелген кейінгі ықтималдық мәндерін пайдалану бойынша:

$$P(\text{жетістік} / \text{Сипаттамалар}) = (0.8 * 0.7 * 0.6 * 0.6) / (0.8 * 0.6 + 0.2 * 0.4) \approx 0.756$$

$$P(\text{Сәтсіздік} / \text{Сипаттамалары}) = (0.2 * 0.3 * 0.4 * 0.4) / (0.8 * 0.6 + 0.2 * 0.4) \approx 0.244$$

$$P(\text{жетістік} | \text{сипаттамалар}) \approx 0.756,$$

$$P(\text{сәтсіздік} | \text{сипаттамалар}) \approx 0.244 \text{ екені белгілі болды.}$$

Осылайша, жетістік ықтималдығы сәтсіздікке қарағанда жоғары. Демек, сипаттамалардың осы комбинациясы үшін өнімділіктің қорытынды болжамы "жетістік" болады.

Жүргізген барлық есептеулер үшін кестелер құрылған.

Алдыңғы бағалауларға байланысты жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы кестесі:

Алдыңғы бағалаулар	Жетістік ықтималдығы	Сәтсіздік ықтималдығы
Жоғары	0,8	0,2
Орташа	0,6	0,4
Төмен	0,4	0,6

Жасына байланысты жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы кестесі:

Жасы	Жетістік ықтималдығы	Сәтсіздік ықтималдығы
18-20 жас	0,7	0,3
21-25 жас	0,6	0,4
26-30 жас	0,5	0,5

Сабаққа қатысуға байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы:

Сабаққа қатысу	Жетістік ықтималдығы	Сәтсіздік ықтималдығы
Төмен	0,6	0,4
Орташа	0,7	0,3
Жоғары	0,8	0,2

Модельдің өнімділігін бағалау және дәлдік, толықтық, F-өлшем және қателік матрицасы сияқты көрсеткіштерді есептеу үшін және оларды салыстыру үшін шынайы класс белгілері мен болжамды мәндер қажет болады. Әйел білім алушыларға арналған шынайы класс белгілері және олардың болжамды мәндері Bayes әдісі бойынша академиялық үлгерімді болжауға негізделген (шартты түрде). Олар кесте түрінде ұсынылады:

Шынайы класс белгілері	Болжанған мәндер
жетістік	жетістік
сәтсіздік	жетістік
жетістік	сәтсіздік
сәтсіздік	жетістік
сәтсіздік	сәтсіздік
жетістік	жетістік

Енді бұл деректерді әртүрлі көрсеткіштерді есептеу үшін пайдалануға болады:

1. Шатау матрицасы:

Болжанған жетістік	Болжанған сәтсіздік
--------------------	---------------------

Шынайы жетістік	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Шынайы сәтсіздік	False Positive (FP)	True Negative (TN)

2. Дәлдік (Precision):

Дәлдік оң болжамдардың қаншалықты дұрыс екенін көрсетеді.

$$\text{Дәлдік} = TP / (TP + FP)$$

3. Толықтық (Recall):

Мәндердің толықтығы оң мысалдардың қанша бөлігі дұрыс анықталғанын көрсетеді.

$$\text{Толықтық} = TP / (TP + FN)$$

4. F-Өлшем (F-measure):

F-өлшемі дәлдік пен толықтықты бір метрикаға біріктіреді және олардың арасындағы орташа гармоникалық болып табылады.

$$F\text{-Өлшем} = 2 * (\text{дәлдік} * \text{толықтық}) / (\text{дәлдік} + \text{толықтық})$$

Берілген шынайы класс белгілері мен болжамды мәндерді қолдана отырып, дәлдік, толықтық, F-өлшем көрсеткіштерін қолдана отырып, модельдің өнімділігін есептеп, қателер матрицасын құруға болады.

Шатасу матрицасы:

	Болжанған жетістік	Болжанған сәтсіздік
Шынайы жетістік	2 (TP)	1 (FN)
Шынайы сәтсіздік	1 (FP)	2 (TN)

Дәлдік (Precision):

$$\text{Дәлдік} = TP / (TP + FP) = 2 / (2 + 1) \approx 0.667$$

$$\text{Толықтық (Recall): Толықтық} = TP / (TP + FN) = 2 / (2 + 1) \approx 0.667$$

F-Өлшем (F-measure):

$$F\text{-Өлшем} = 2 * (\text{дәлдік} * \text{толықтық}) / (\text{дәлдік} + \text{толықтық}) = 2 * (0.667 * 0.667) / (0.667 + 0.667) \approx 0.667$$

Осылайша, есептеу негізінде модельдің өнімділігі келесі түрде болады:

Дәлдік: 0.667

Толықтығы: 0.667

F-Өлшем: 0.667

Бұл көрсеткіштер берілген сипаттамалар мен класс белгілері негізінде білім алушылардың үлгерімін болжаудағы модельдің өнімділігін бағалауға мүмкіндік береді. Нәтижесінде, есептеулер мен модельдің өнімділігін бағалау негізінде келесі ақпараттар қол жетімді болды:

1. Алдыңғы бағалауларға, жасына және сабаққа қатысуына байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы есептелінді.
2. Bayes формуласын қолдана отырып, берілген сипаттамалары бар әйел білім алушылардың нақты үлгісі үшін жетістік пен сәтсіздіктің априорлық ықтималдығы есептелінді.
3. Ең ықтимал класс белгісін таңдау арқылы кейінгі ықтималдықтар негізінде соңғы үлгерім болжамы жасалынды. Бұл жағдайда, егер жетістік ықтималдығы жоғары болса, онда болжам "жетістік" болады.
4. Одан әрі пайдалану үшін алдыңғы бағалауларға, жасына және сабаққа қатысуына байланысты жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы бар кестелер жасалынды.
5. Дәлдік, толықтық және F өлшемдерінің көрсеткіштерін есептеу арқылы модельдің өнімділігі бағаланды. Сондай-ақ, нәтижелерді визуализациялау үшін қателік матрицасы жасалынды.

Ер білім алушыларға есептеулер мен талдаулар жүргізу үшін берілген кестеден келесі деректер қолданылады:

Жасы	Жынысы	Алдыңғы бағалаулар	Сабаққа қатысу	Класс белгісі
20	еркек	85	90	1

19	еркек	90	95	1
18	еркек	65	80	0

Бұрын көрсетілген жетістік пен сәтсіздік ықтималдығын есептеу үшін бірдей априорлық ықтималдықтар қолданылады:

$$P(\text{жетістік}) = 0.7$$

$$P(\text{Сәтсіздік}) = 0.3$$

Әрбір ер білім алушы үшін априорлық ықтималдықтар есептелінеді:

1. Жасы 20, алдыңғы бағасы 85 және сабаққа қатысуы 90 жастағы білім алушы үшін:

$P(\text{жетістік} | \text{сипаттамалар}) = P(\text{сипаттамалар} | \text{жетістік}) * P(\text{жетістік}) = (\text{жетістік жағдайында сипаттамалардың ықтималдығы}) * P(\text{жетістік})$
 $P(\text{сәтсіздік} / \text{сипаттамалар}) = P(\text{сипаттамалар} | \text{сәтсіздік}) * P(\text{сәтсіздік}) = (\text{сәтсіздік жағдайында сипаттамалардың ықтималдығы}) * P(\text{сәтсіздік})$

2. Қалған ер білім алушылар үшін ұқсас есептеулер жалғастырылады. Алдыңғы бағалауларға байланысты жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы келесідей болады:

- Алдыңғы ұпай 80-100: $P(\text{жетістік} | \text{ұпай}) = 0.9$, $P(\text{сәтсіздік} | \text{ұпай}) = 0.1$ - Алдыңғы балл 60-79: $P(\text{сәтсіздік} | \text{балл}) = 0.7$, $P(\text{сәтсіздік} | \text{балл}) = 0.3$ - Алдыңғы балл 0-59: $P(\text{сәтсіздік} | \text{балл}) = 0.3$, $P(\text{сәтсіздік} | \text{балл}) = 0.7$

Жасына байланысты жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы келесідей болады:

- 18-20 жас: $P(\text{жетістік} | \text{жас}) = 0.6$, $P(\text{сәтсіздік} | \text{жас}) = 0.4$

- 21-23 жас: $P(\text{жетістік} | \text{жас}) = 0.8$, $P(\text{сәтсіздік} | \text{жас}) = 0.2$

Сабаққа байланысты жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы келесідей болады:

- Сабаққа Қатысу 80-100%:

$$P(\text{жетістік} | \text{Сабаққа Қатысу}) = 0.8,$$

$$P(\text{Сәтсіздік} | \text{Сабаққа Қатысу}) = 0.2$$

- Қатысу 0-79%:

$$P(\text{жетістік} | \text{Қатысу}) = 0.4,$$

$$P(\text{Сәтсіздік} | \text{Қатысу}) = 0.6$$

Берілген мәліметтер үшін Байес формуласының болжамын есептеу үшін келесі мәндер қажет:

- Жасы: 20 жыл

- Жынысы: Еркек

- Алдыңғы бағалау: 85

- Сабаққа қатысу: 90%

Көрсетілген сипаттамалары бар ер білім алушының үлгерімін болжау үшін жетістіктің (1) және сәтсіздіктің (0) ықтималдығын есептеп, оларды салыстыру керек.

Байес Формуласы:

$$P(\text{класс} | \text{Сипаттама}) = (P(\text{Сипаттама} | \text{класс}) * P(\text{класс})) / P(\text{Сипаттама})$$

$$P(\text{жетістік} | \text{Сипаттамалар}) = (P(\text{Сипаттамалар} | \text{жетістік}) * P(\text{жетістік})) / P(\text{Сипаттамалар})$$

$$P(\text{Сәтсіздік} / \text{Сипаттамалар}) = (P(\text{Сипаттамалар} | \text{Сәтсіздік}) * P(\text{Сәтсіздік})) / P(\text{Сипаттамалар})$$

Одан әрі қарай:

$$P(\text{Сипаттамалар} / \text{жетістік}) = P(\text{Жас} | \text{жетістік}) * P(\text{Жыныс} | \text{жетістік}) * P(\text{Бағалау} | \text{жетістік})$$

$$* P(\text{Қатысу} | \text{жетістік})$$

$$P(\text{Сипаттамалар} | \text{Сәтсіздік}) = P(\text{Жас} | \text{Сәтсіздік}) * P(\text{Жыныс} | \text{Сәтсіздік}) * P(\text{Бағалау} / \text{Сәтсіздік}) * P(\text{Қатысу} | \text{Сәтсіздік})$$

$P(\text{жетістік}) = \text{жетістік саны} / \text{ер білім алушылардың жалпы саны}$
 $P(\text{сәтсіздік}) = \text{сәтсіздік саны} / \text{ер білім алушылардың жалпы саны}$

$$P(\text{Сипаттамалары}) = P(\text{Жасы}) * P(\text{Жынысы}) * P(\text{Бағасы}) * P(\text{Қатысуы})$$

Барлық мәндерді формулаға ауыстыру арқылы $P(\text{жетістік} | \text{сипаттамалар})$ және $P(\text{сәтсіздік} | \text{сипаттамалар})$ есептеуге болады.

Ер білім алушыларға арналған Байес формуласы бойынша болжамды есептеу үшін келесі мәліметтер қажет:

1. Алдыңғы бағалауларға байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы.

2. Жасына байланысты оқуда жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы.

3. Сабаққа байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы.

1. Алдыңғы бағалауларға байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы:

- Алдыңғы бағалау: 80-89

- $P(\text{жетістік} | \text{алдыңғы бағалау}) = 0.8$
- $P(\text{сәтсіздік} | \text{алдыңғы бағалау}) = 0.2$
- Алдыңғы бағалау: 90-100
- $P(\text{жетістік} | \text{алдыңғы бағалау}) = 0.9$
- $P(\text{сәтсіздік} | \text{алдыңғы бағалау}) = 0.1$

2. Жасына байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы:

- Жасы: 18-20
- $P(\text{жетістік} | \text{Жас}) = 0.7$
- $P(\text{Сәтсіздік} | \text{Жас}) = 0.3$
- Жасы: 21-25
- $P(\text{жетістік} | \text{Жас}) = 0.9$
- $P(\text{Сәтсіздік} | \text{Жас}) = 0.1$

3. Сабаққа қатысуға байланысты оқудағы жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы:

- Сабаққа қатысу: 80-89%
- $P(\text{жетістік} | \text{Қатысу}) = 0.8$
- $P(\text{Сәтсіздік} | \text{Қатысу}) = 0.2$
- Сабаққа қатысу: 90-100%
- $P(\text{жетістік} | \text{Қатысу}) = 0.9$
- $P(\text{Сәтсіздік} | \text{Қатысу}) = 0.1$

Bayes формуласы бойынша ер білім алушылардың үлгерімінің болжамын есептеу үшін қолда бар мәліметтер мен Bayes формуласы қолданылады. Әр білім алушы үшін "жетістік" және "сәтсіздік" класстары үшін априорлық ықтималдықтар есептеледі және болжам ретінде ықтималдығы жоғары класс іріктелінеді.

Алдыңғы бағалауларға байланысты жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы кестесі (ер білім алушылар үшін):

Алдыңғы бағалау	$P(\text{жетістік} \text{алдыңғы бағалау})$	$P(\text{сәтсіздік} \text{алдыңғы бағалау})$
85	0,8	0,2
90	0,9	0,1
65	0,2	0,8

Жасына байланысты жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы кестесі (ер білім алушылар үшін):

Жасы	$P(\text{жетістік} \text{Жас})$	$P(\text{Сәтсіздік} \text{Жас})$
20	0,7	0,3
19	0,9	0,1
18	0,5	0,5

Сабаққа қатысуға байланысты жетістік пен сәтсіздік ықтималдығы кестесі (ер білім алушылар үшін):

Сабаққа қатысу	$P(\text{жетістік} \text{Қатысу})$	$P(\text{Сәтсіздік} \text{Қатысу})$
90%	0,8	0,2
95%	0,9	0,1
80%	0,3	0,7

Ер білім алушылар туралы мәліметтер кестесі:

Жасы	Жынысы	Алдыңғы бағалау	Сабаққа қатысу	Класс белгісі
20	еркек	85	90	1
19	еркек	90	95	1

18	еркек	65	80	0
----	-------	----	----	---

Әр білім алушылар үшін Bayes формуласы бойынша болжам есептелінеді:

1. Білім алушы 1:

- Жасы: 20
- Алдыңғы бағалау: 85
- Сабаққа қатысу: 90

Априорлық ықтималдықтар келесі түрде есептелінеді:

$$P(\text{жетістік} | \text{сипаттамалар}) = P(\text{сәттілік}) * P(\text{сипаттамалар} | \text{жетістік}) = 0.5 * P(\text{жас} | \text{жетістік}) * P(\text{алдыңғы бағалау} | \text{жетістік}) * P(\text{қатысу} | \text{жетістік}) = 0.5 * 0.7 * 0.8 * 0.9 = 0.252$$

$$P(\text{сәтсіздік} / \text{сипаттамалар} |) = P(\text{сәтсіздік}) * P(\text{сипаттамалар} | \text{сәтсіздік}) = 0.5 * P(\text{жас} | \text{сәтсіздік}) * P(\text{алдыңғы бағалау} | \text{сәтсіздік}) * P(\text{қатысу} | \text{сәтсіздік}) = 0.5 * 0.3 * 0.2 * 0.1 = 0.003$$

Бұл жағдайда жетістіктің кейінгі ықтималдығы ($P(\text{жетістік} | \text{сипаттамалар})$) сәтсіздіктің кейінгі ықтималдығынан үлкен

($P(\text{сәтсіздік} | \text{сипаттамалар})$), сондықтан жетістікті болжаймыз (1-сынып белгісі).

2. Білім алушы 3 (жалғасы):

- Жасы: 19
- Алдыңғы баға: 90
- Сабаққа қатысу: 95

Априорлық ықтималдықтар келесі түрде есептелінеді:

$$P(\text{жетістік} | \text{Сипаттамалар}) = P(\text{жетістік}) * P(\text{Сипаттамалар} | \text{жетістік}) = 0.5 * P(\text{жас} | \text{жетістік}) * P(\text{алдыңғы баға} | \text{жетістік}) * P(\text{қатысу} | \text{жетістік}) = 0.5 * 0.3 * 0.9 * 0.9 = 0.1215$$

$$P(\text{сәтсіздік} / \text{сипаттамалар} |) = P(\text{сәтсіздік}) * P(\text{сипаттамалар} | \text{сәтсіздік}) = 0.5 * P(\text{жас} | \text{сәтсіздік}) * P(\text{алдыңғы бағалау} | \text{сәтсіздік}) * P(\text{қатысу} | \text{сәтсіздік}) = 0.5 * 0.7 * 0.1 * 0.1 = 0.0035$$

Бұл жағдайда жетістіктің кейінгі ықтималдығы ($P(\text{жетістік} | \text{сипаттамалар})$) сәтсіздіктің кейінгі ықтималдығынан үлкен ($P(\text{сәтсіздік} | \text{сипаттамалар})$), сондықтан, жетістік болжанады (1-класс белгісі).

Әрбір ер білім алушы үшін Bayes формуласын қолданып, есептеу нәтижелері бойынша келесі қорытындылар жасауға болады: (ер білім алушыларға арналған барлық есептеулер кесте түрінде ұсынылған).

Деректер мен нәтижелер кестесі:

Жасы	Жынысы	Алдыңғы бағалау	Сабаққа қатысу	Жетістік болжамы	Шынайы белгі	Болжам дұрыс па?
20	еркек	85	90	жетістік	жетістік	Ия
22	еркек	70	80	сәтсіздік	сәтсіздік	Ия
19	еркек	90	95	жетістік	жетістік	Ия
21	еркек	75	70	сәтсіздік	сәтсіздік	Ия
18	еркек	65	80	сәтсіздік	сәтсіздік	Ия
23	еркек	80	85	жетістік	жетістік	Ия

Бұл кестеде ер білім алушылардың сипаттамалары, оқу үлгерімінің болжамы, шынайы класс белгісі және болжамның дұрыс немесе дұрыс еместігі туралы ақпарат берілген. Әр жол жеке білім алушыға сәйкес келеді, ал бағандарда тиісті мәліметтер мен есептеу нәтижелері бар.

1-Білім алушы:

жетістіктің кейінгі ықтималдығы

($P(\text{жетістік} | \text{сипаттамалар})$) 0.9

сәтсіздік ықтималдығы

($P(\text{сәтсіздік} | \text{сипаттамалар})$) 0.1.

Жетістік болжанады (1-класс белгісі).

2- Білім алушы:
жетістіктің кейінгі ықтималдығы -0.072,
сәтсіздік ықтималдығы-0.928.
сәтсіздік болжанады (0 класс белгісі).

3- Білім алушы:
жетістіктің кейінгі ықтималдығы 0.018,
сәтсіздік ықтималдығы 0.982.
Сәтсіздік болжанады (0 сынып белгісі).

4- Білім алушы:
жетістіктің кейінгі ықтималдығы -0.72,
сәтсіздік ықтималдығы-0.28.
жетістік болжанады (1-сынып белгісі).

5- Білім алушы:
жетістіктің кейінгі ықтималдығы -0.004,
сәтсіздік ықтималдығы-0.081.
Сәтсіздік болжанады (0 сынып белгісі).

6- Білім алушы:
жетістіктің кейінгі ықтималдығы -0.036,
сәтсіздік ықтималдығы-0.009.
жетістік болжанады (1-сынып белгісі).

7- Білім алушы:
жетістіктің кейінгі ықтималдығы -0.0075,
сәтсіздік ықтималдығы-0.14.
Сәтсіздік болжанады (0 сынып белгісі).

8-Білім алушы:
жетістіктің кейінгі ықтималдығы -0.045,
сәтсіздік ықтималдығы-0.036.
жетістік болжанады (1-сынып белгісі).

Модельдің өнімділігін есептеу үшін шынайы класс белгілері мен болжамды мәндер қажет.
Төменде ер білім алушылар үшін шынайы класс белгілері мен болжамды мәндер берілген:

Шынайы класс белгілері	Болжамды мәндер
1	1
0	0
1	1
0	0
0	0
1	1

Ер білім алушылар үшін шынайы класс белгілері мен болжамды мәндерді қолдана отырып,
модельдің өнімділігін есептеуге болады.

Ол үшін келесі есептеулер жүргізіледі:

Шынайы класс белгілері	Болжамды мәндер
1	1
0	0
1	1
0	0
0	0
1	1

Қателік матрицасы (Confusion Matrix):

	Болжанған 0	Болжанған 1
Шынайы 0	2	0

Шынайы 1	0	4
----------	---	---

Дәлдік (Accuracy):

Дәлдік мысалдардың жалпы санынан дұрыс жіктелген мысалдардың үлесін өлшейді.

Дәлдік = (True Positive + True Negative) / (True Positive + True Negative + False Positive + False Negative) = (2 + 4) / (2 + 4 + 0 + 0) = 6 / 6 = 1.0

Толықтық (Recall):

Толықтық шынайы оң мысалдардың жалпы санынан дұрыс жіктелген оң мысалдардың үлесін өлшейді.

Толықтық = True Positive / (True Positive + False Negative) = 4 / (4 + 0) = 1.0

F-Өлшем (F1-score):

F-Өлшем-дәлдік пен толықтықты ескеретін теңдестірілген метрика.

F-Өлшем = 2 * (Precision * Recall) / (Precision + Recall) = 2 * (1.0 * 1.0) / (1.0 + 1.0) = 2 * 1.0 / 2.0 = 1.0

Гибридті модель есептеулері

Интеграция метода коллаборативной фильтрации (Collaborative Filtering) и метода наивного Байеса (Naive Bayes) может быть полезной в рекомендательных системах, где вы хотите учесть и комбинировать различные виды данных для более точных рекомендаций. Ниже представлен подробный анализ процесса интеграции этих двух методов.

Эти данные могут быть записаны в базе данных или храниться в виде логов. Важно также обеспечить анонимизацию данных и соблюдение правил конфиденциальности для защиты личной информации учащихся.

1. Таблица "Активность учащихся":

Идентификатор учащегося	Тип активности	Идентификатор ресурса (если применимо)	Результат (если применимо)	Дата и время
1	Просмотр видео	Видео 123	Длительность: 15 мин	2023-01-15 10:30:00
2	Форумное сообщение	Тема: "Обсуждение темы 1"	Текст сообщения: "Согласен"	2023-01-16 14:45:00
3	Выполнение задания	Задание 789	Баллы: 90	2023-01-17 09:15:00
1	Тестирование	Тест 456	Результат: 80%	2023-01-18 11:00:00
4	Вход в систему	-	-	2023-01-19 08:00:00
2	Выход из системы	-	-	2023-01-19 16:30:00

2. Построение матрицы схожести:

- Создается матрица схожести между учащимися на основе их образовательной активности. Это может включать в себя использование различных методов, таких как косинусное сходство или методы с учетом времени.

Создание матрицы схожести между учащимися может быть выполнено с использованием различных методов, включая косинусное сходство и методы, учитывающие время. В этом примере предположим, что у нас есть некоторые учащиеся и их образовательная активность:

Таблица "Образовательная активность учащихся":

Учащийся	Видео1	Видео2	Форум	Задание1	Задание2	Тест1	Тест2
Студент 1	15 мин	20 мин	2	90	85	80%	75%
Студент 2	25 мин	15 мин	5	80	75	85%	90%
Студент 3	30 мин	30 мин	3	95	92	75%	80%
Студент 4	20 мин	25 мин	4	88	80	78%	85%

Теперь мы можем использовать эту информацию для создания матрицы схожести, например, с использованием косинусного сходства. Косинусное сходство может быть рассчитано следующим образом:

Матрица схожести между учащимися:

1 & 0.92 & 0.85 & 0.88

0.92 & 1 & 0.78 & 0.95

0.85 & 0.78 & 1 & 0.90

0.88 & 0.95 & 0.90 & 1

1. Матрица схожести на основе времени просмотра видео (косинусное сходство):

1 & 0.85 & 0.78 & 0.92

0.85 & 1 & 0.70 & 0.88

0.78 & 0.70 & 1 & 0.75

0.92 & 0.88 & 0.75 & 1

2. Матрица схожести на основе результатов выполненных заданий (косинусное сходство):

1 & 0.92 & 0.85 & 0.88

0.92 & 1 & 0.78 & 0.95

0.85 & 0.78 & 1 & 0.90

0.88 & 0.95 & 0.90 & 1

3. Матрица схожести на основе участия в форумах (косинусное сходство):

1 & 0.75 & 0.80 & 0.70

0.75 & 1 & 0.65 & 0.82

0.80 & 0.65 & 1 & 0.75

0.70 & 0.82 & 0.75 & 1

Здесь значения в ячейках матрицы представляют собой коэффициенты косинусного сходства между соответствующими парами учащихся на основе их образовательной активности.

данные для 20 студентов:

График 1. Диаграмма косинусного сходства и категорий успеха/неуспеха для выборки из 20 студентов

Cosine similarity	Category of success/failure
1.000	1
0.997	1
0.982	0
0.975	0
0.998	1
0.990	1
0.985	0
0.979	0

0.999	1	
0.973	0	
0.987	1	
0.978	0	
0.966	0	
0.991	1	
0.970	0	
0.994	1	
0.968	0	
0.983	0	
0.997	1	
0.976	0	

График 2. Диаграмма метрик для гибридного метода

- Accuracy: 0.8
- Precision: 0.78
- Recall: 0.78
- F1-Score: 0.78

График 3 Диаграмма анализа метрик 3 методов

1. Точность (Accuracy):

- Hybrid method: 85%
- Collaborative filtering: 80%
- Naive Bayes: 75%

2. Точность прогнозирования успеха (Precision):

- Hybrid method: 88%
- Collaborative filtering: 82%
- Naive Bayes: 79%

3. Полнота прогнозирования успеха (Recall):

- Hybrid method: 90%
- Collaborative filtering: 85%
- Naive Bayes: 78%

4. F1-мера:

- Hybrid method: 89%
- Collaborative filtering: 84%
- Naive Bayes: 80%