

## ПАЙДАЛАНУШЫ ӘРЕКЕТІН БОЛЖАУДА МАШИНАЛЫҚ ОҚЫТУ ӘДІСТЕРІНІҢ ТИІМДІЛІГІН САЛЫСТЫРМАЛЫ ТАЛДАУ

**Романов Бауыржан Романұлы**

[romanov\\_baur.2003@mail.ru](mailto:romanov_baur.2003@mail.ru)

«Бизнес - информатика» білім беру бағдарламасының 2 курс магистранты  
«Халел Досмұхамедов атындағы Атырау университеті» КеАҚ, Атырау қ.  
Ғылыми жетекшісі, PhD, қауымдастырылған профессор - Батырханов А.Г.

**Аннотация.** Қазіргі уақытта мобильді қосымшалар мен білім беру жүйелерінде пайдаланушылардың әрекеттері туралы деректер көлемі артып келеді, бұл оларды талдауды күрделендіреді. Мұндай жағдайда мінез-құлықты болжау үшін тиімді әдістерді қолдану өзекті болып табылады. Мақаланың мақсаты – пайдаланушы әрекетін болжауға арналған негізгі тәсілдерді қарастырып, олардың тиімділігін салыстыру. Зерттеуде машиналық оқыту алгоритмдері, білім беру деректерін талдау және цифрлық іздер негізіндегі әдістер қарастырылады. Нәтижесінде әртүрлі тәсілдердің артықшылықтары анықталып, олардың қолдану ерекшеліктері көрсетілді.

**Кіріспе.** Қазіргі цифрлық қоғамда мобильді қосымшалар мен онлайн білім беру платформалары кеңінен қолданысқа ие болып отыр. Пайдаланушылар күн сайын түрлі жүйелермен өзара әрекеттесіп, үлкен көлемде деректер қалыптастырады. Бұл деректер пайдаланушының мінез-құлқын, қызығушылықтарын және оқу белсенділігін сипаттайтын маңызды ақпарат көзі болып табылады. Алайда деректер көлемінің қарқынды өсуі оларды тиімді талдауды және негізделген шешімдер қабылдауды күрделендіреді. Осыған байланысты пайдаланушы әрекеттерін алдын ала болжау мәселесі өзекті ғылыми және практикалық бағыттардың біріне айналып отыр.

Пайдаланушы әрекетін болжау көптеген салаларда, әсіресе білім беру жүйесінде ерекше маңызға ие. Онлайн оқыту платформаларында студенттердің оқу процесіндегі белсенділігін бақылау, олардың үлгерімін болжау және оқу қиындықтарын ерте кезеңде анықтау білім сапасын арттыруға мүмкіндік береді. Сонымен қатар мобильді қосымшаларда пайдаланушының келесі әрекетін болжау арқылы жеке ұсыныстар беру, интерфейсін бейімдеу және қызмет сапасын жақсарту жүзеге асырылады. Мұндай тәсілдер персонализация деңгейін арттырып, пайдаланушы тәжірибесін жақсартуға ықпал етеді.

Дәстүрлі талдау әдістері көбінесе үлкен көлемдегі және күрделі құрылымды деректерді өңдеуде шектеулі болып келеді. Осы себепті соңғы жылдары машиналық оқыту әдістеріне ерекше көңіл бөлінуде. Бұл әдістер деректер арасындағы жасырын заңдылықтарды анықтауға, үлгілерді үйренуге және болашақтағы әрекеттерді дәл болжауға мүмкіндік береді. Машиналық оқыту алгоритмдері пайдаланушының өткен әрекеттеріне сүйене отырып, оның келесі қадамдарын анықтауда тиімді құрал болып саналады.

Пайдаланушы әрекетін талдауда цифрлық іздер, яғни clickstream деректері маңызды рөл атқарады. Бұл деректер пайдаланушының жүйемен өзара әрекеттесу тарихын қамтиды: беттерді қарау, батырмаларды басу, жүйеде өткізген уақыт және басқа да әрекеттер. Осындай ақпараттарды талдау арқылы пайдаланушының мінез-құлқы туралы толық түсінік қалыптастыруға болады. Сонымен қатар білім беру деректерін өндіру (Educational Data Mining) бағытында жинақталған әдістер оқу процесін талдауға және тиімді басқаруға мүмкіндік береді.

Машиналық оқыту әдістері әртүрлі алгоритмдерді қамтиды және олардың әрқайсысының өзіндік артықшылықтары мен шектеулері бар. Кейбір алгоритмдер қарапайым әрі түсінікті болса, басқалары күрделі, бірақ жоғары дәлдік береді. Сондықтан оларды салыстырып, нақты міндетке сәйкес тиімдісін таңдау маңызды.

**Пайдаланушы әрекетін болжаудың теориялық негіздері.** Пайдаланушы әрекетін болжау – цифрлық ортада жинақталған деректер негізінде адамның келесі қадамдарын алдын ала анықтауға бағытталған маңызды ғылыми бағыттардың бірі. Қазіргі уақытта бұл мәселе мобильді қосымшаларда, онлайн білім беру платформаларында және ақпараттық жүйелерде кеңінен қарастырылуда. Пайдаланушының мінез-құлқын дұрыс түсіну жүйенің тиімділігін арттыруға, қызмет сапасын жақсартуға және дербестендірілген ұсыныстар жасауға мүмкіндік береді.

Пайдаланушы әрекетін болжаудың теориялық негіздері бірнеше негізгі қағидаларға сүйенеді. Біріншіден, пайдаланушы әрекеті уақытқа байланысты өзгеретін динамикалық процесс болып табылады. Екіншіден, бұл әрекеттер цифрлық ортада із қалдырады және сол іздер арқылы талданады. Үшіншіден, болжау модельдері тарихи деректерге негізделеді және өткен әрекеттер болашақтағы мінез-құлқты сипаттауға мүмкіндік береді.

Осыған байланысты пайдаланушы әрекетін сипаттайтын негізгі қағидалар төмендегідей:

- Пайдаланушы әрекеті уақыт бойынша өзгеретін динамикалық процесс
- Мінез-құлқын цифрлық іздер арқылы анықталады
- Болжау тарихи деректерге негізделеді

**Негізгі тәсілдер.** Пайдаланушы әрекетін болжауда бірнеше негізгі тәсілдер қолданылады. Олардың әрқайсысы деректерді талдау және интерпретациялау ерекшеліктерімен сипатталады.

#### *Мінез-құлқын талдауы (Behavioral Analysis)*

Мінез-құлқын талдауы пайдаланушының жүйемен өзара әрекеттесуін зерттеуге бағытталған. Бұл тәсілде пайдаланушының әрекеттері, таңдау ерекшеліктері, уақыт бойынша өзгерісі және қайталанатын үлгілері қарастырылады. Мысалы, білім беру платформасында студенттің қандай материалдарды жиі қарайтыны, тапсырмаларды орындау уақыты және жүйеге кіру жиілігі оның оқу белсенділігін сипаттайды.

Бұл тәсіл пайдаланушы әрекетін терең түсінуге мүмкіндік береді, алайда үлкен көлемдегі деректерді өңдеу кезінде қосымша әдістерді қажет етеді.

#### *Деректерге негізделген тәсіл (Data-driven approach)*

Деректерге негізделген тәсіл қазіргі таңда ең кең таралған бағыттардың бірі болып табылады. Бұл тәсілде шешімдер алдын ала белгіленген ережелерге емес, нақты деректерге сүйене отырып қабылданады. Яғни жүйе пайдаланушы әрекеттерін жинақтап, сол деректер негізінде заңдылықтарды анықтайды.

Бұл тәсілдің басты артықшылығы – оның икемділігі мен үлкен көлемдегі деректерді өңдеу мүмкіндігі. Сонымен қатар ол нақты уақыт режимінде жұмыс істеуге мүмкіндік береді. Дегенмен, деректер сапасы төмен болған жағдайда нәтижелердің дәлдігі де төмендеуі мүмкін.

#### *Болжалды модельдеу (Predictive Modeling)*

Болжалды модельдеу – пайдаланушының болашақтағы әрекетін болжауға бағытталған модельдер құру процесі. Бұл тәсілде тарихи деректер негізінде математикалық және машиналық оқыту модельдері құрылады. Модельдер өткен деректерден үйреніп, жаңа деректерге қатысты болжам жасайды.

Болжалды модельдеу әдістері көбінесе машиналық оқыту алгоритмдеріне сүйенеді. Олар пайдаланушының бұрынғы әрекеттерін талдап, келесі қадамдарын анықтауға мүмкіндік береді. Бұл тәсіл жоғары дәлдікпен ерекшеленеді, алайда модельдерді құру мен баптау белгілі бір күрделілікті талап етеді.

Пайдаланушы әрекетін болжауда қолданылатын модельдерді бірнеше негізгі топқа бөлуге болады. Әрбір модельдің өзіндік ерекшеліктері бар және олар нақты міндетке байланысты таңдалады.

Ережелерге негізделген модельдер (Rule-based) қарапайым құрылымымен ерекшеленеді және бастапқы кезеңде қолдануға ыңғайлы. Алайда олар жаңа жағдайларға бейімделе алмайды.

Статистикалық модельдер (Statistical) деректерді талдауда кеңінен қолданылады және нәтижелерді түсіндіру оңай. Бірақ олар күрделі байланыстарды толық ашып көрсете алмайды.

Машиналық оқытуға негізделген модельдер (ML-based) қазіргі уақытта ең тиімді тәсілдердің бірі болып табылады. Олар үлкен көлемдегі деректерді өңдеп, күрделі заңдылықтарды анықтай алады. Мұндай модельдер жоғары дәлдік береді, бірақ оларды қолдану белгілі бір деңгейде күрделі.

1-кесте – Теориялық модельдер

Модель	Сипаттамасы	Артықшылықтары	Кемшіліктері
Ережелерге негізделген (Rule-based)	Алдын ала анықталған ережелерге сүйенеді	Қарапайым	Икемсіз
Статистикалық (Statistical)	Статистикалық әдістерге негізделген	Түсінікті	Дәлдігі төмен
Машиналық оқытуға негізделген (ML-based)	Деректерден заңдылықтарды үйренеді	Жоғары дәлдік	Күрделі

Жалпы алғанда, пайдаланушы әрекетін болжау әртүрлі тәсілдердің үйлесіміне негізделеді. Мінез-құлық талдауы пайдаланушыны түсінуге мүмкіндік берсе, деректерге негізделген тәсіл деректерді тиімді пайдалануды қамтамасыз етеді, ал болжалды модельдеу нақты нәтижелер алуға бағытталған.

**Машиналық оқыту әдістерін салыстыру.** Пайдаланушы әрекетін болжауда машиналық оқыту әдістері маңызды рөл атқарады. Әртүрлі алгоритмдер деректерді өңдеу тәсіліне, дәлдігіне және қолдану саласына қарай ерекшеленеді. Бұл бөлімде классикалық және заманауи әдістер қарастырылып, олардың негізгі сипаттамалары мен айырмашылықтары талданады. Мұндай салыстыру нақты міндетке сәйкес тиімді әдісті таңдауға мүмкіндік береді.

**Классикалық әдістер.** Классикалық машиналық оқыту әдістері салыстырмалы түрде қарапайым, түсінікті және интерпретациясы жеңіл модельдер болып табылады. Олар көбінесе бастапқы талдау кезеңінде немесе шағын көлемдегі деректермен жұмыс істеуде қолданылады.

#### *Логистикалық регрессия (Logistic Regression)*

Логистикалық регрессия – классификация мәселелерін шешуге арналған ең кең таралған әдістердің бірі. Бұл алгоритм ықтималдықты бағалау арқылы объектіні белгілі бір классқа жатқызады. Пайдаланушы әрекетін болжауда бұл әдіс, мысалы, студенттің курсты аяқтау ықтималдығын немесе қосымшаны қайта пайдалану мүмкіндігін анықтауда қолданылады.

Бұл әдістің басты артықшылығы – қарапайымдылығы және нәтижелерді оңай түсіндіру мүмкіндігі. Алайда күрделі және сызықтық емес байланыстарды анықтауда оның мүмкіндіктері шектеулі.

#### *Шешімдер ағашы (Decision Tree)*

Шешімдер ағашы – деректерді тармақтарға бөлу арқылы шешім қабылдайтын алгоритм. Бұл әдіс әрбір қадамда белгілі бір шарттарды тексеру арқылы нәтижеге келеді. Пайдаланушы әрекетін болжауда ол пайдаланушының белгілі бір әрекетке бейімділігін анықтауға мүмкіндік береді.

Шешімдер ағашының артықшылығы – оның көрнекілігі мен түсініктілігі. Бірақ ол кейбір жағдайларда деректерге тым бейімделіп (overfitting), жалпылау қабілетін жоғалтуы мүмкін.

#### *Наивті Байес (Naive Bayes)*

Наивті Байес әдісі ықтималдық теориясына негізделген және белгілердің тәуелсіздігі туралы болжамға сүйенеді. Бұл әдіс мәтіндік деректерді талдауда және пайдаланушы әрекетін болжауда жиі қолданылады.

Бұл алгоритм жылдам жұмыс істейді және үлкен көлемдегі деректерді өңдеуге тиімді. Дегенмен, белгілер арасындағы тәуелділіктерді ескермейтіндіктен, кейбір жағдайларда дәлдігі төмен болуы мүмкін.

**Заманауи әдістер.** Заманауи машиналық оқыту әдістері күрделі деректерді өңдеуге және жоғары дәлдікке қол жеткізуге мүмкіндік береді. Бұл әдістер көбінесе үлкен деректер жиынтығымен жұмыс істеуде және нақты уақыттағы жүйелерде қолданылады.

*Кездейсоқ орман (Random Forest)*

Кездейсоқ орман – бірнеше шешімдер ағаштарының ансамбліне негізделген әдіс. Бұл алгоритм әртүрлі ағаштардың нәтижелерін біріктіру арқылы нақты және тұрақты болжам береді.

Бұл әдіс деректердегі күрделі байланыстарды анықтай алады және шамадан тыс бейімделу мәселесін азайтады. Сонымен қатар ол көптеген практикалық есептерде жоғары дәлдік көрсетеді.

*Градиентті бустинг (Gradient Boosting)*

Градиентті бустинг – әлсіз модельдерді біртіндеп жақсарту арқылы күшті модель құратын әдіс. Бұл тәсіл әрбір келесі модельдің алдыңғы қателіктерін түзетуіне негізделген.

Бұл алгоритм жоғары дәлдікпен ерекшеленеді және күрделі тапсырмаларда тиімді нәтиже береді. Алайда оны баптау күрделі және есептеу ресурстарын көп талап етеді.

*Нейрондық желілер (Neural Networks)*

Нейрондық желілер – адам миының жұмыс істеу принципіне негізделген күрделі модельдер. Олар көп қабатты құрылым арқылы деректерден күрделі заңдылықтарды үйрене алады.

Бұл әдістер әсіресе үлкен көлемдегі деректермен жұмыс істеуде және күрделі байланыстарды анықтауда тиімді. Пайдаланушы әрекетін болжауда нейрондық желілер жоғары дәлдік көрсетеді, бірақ оларды түсіндіру қиын және есептеу ресурстарын талап етеді.

2-кесте – Алгоритмдерді салыстыру

Әдіс	Тип	Дәлдік	Интерпретация	Қолдану
Logistic Regression	Классикалық	Орташа	Жоғары	Базалық
Decision Tree	Классикалық	Орташа	Жақсы	Түсінікті
Random Forest	Ensemble	Жоғары	Орташа	Кең қолдану
Neural Network	Deep Learning	Өте жоғары	Төмен	Күрделі жүйе

Жоғарыдағы кестеден көрініп тұрғандай, классикалық әдістер қарапайымдылығымен және түсініктілігімен ерекшеленеді, бірақ олардың дәлдігі кейбір жағдайларда жеткіліксіз болуы мүмкін. Ал заманауи әдістер жоғары дәлдікке ие болғанымен, оларды түсіндіру мен іске асыру күрделірек.

**Clickstream және білім беру деректерін өндіру (Educational Data Mining).** Қазіргі цифрлық білім беру жүйелерінде пайдаланушы әрекетін талдаудың маңызды бағыттарының бірі – clickstream деректерін зерттеу және білім беру деректерін өндіру (Educational Data Mining, EDM) әдістерін қолдану. Бұл тәсілдер пайдаланушының жүйемен өзара әрекеттесуін терең түсінуге және оның мінез-құлқын болжауға мүмкіндік береді.

Clickstream – бұл пайдаланушының цифрлық ортадағы әрекеттерінің тізбегі, яғни жүйеде қалдырған барлық іздері. Оған пайдаланушының қай беттерді қарағаны, қандай батырмаларды басқаны, қандай бөлімдерге өткендігі сияқты әрекеттер кіреді. Мұндай деректер пайдаланушының қызығушылықтары мен мінез-құлқы туралы маңызды ақпарат береді. Мысалы, білім беру платформасында студенттің белгілі бір тақырыпқа жиі оралуы оның сол тақырыпқа қызығушылығы немесе қиындықтары бар екенін көрсетуі мүмкін.

Clickstream деректерінің негізгі түрлеріне келесілер жатады:

- click (батырмаларды басу, сілтемелерді таңдау);
- уақыт (жүйеде өткізілген уақыт, белгілі бір бетте болу ұзақтығы);
- ауысулар (бір беттен екінші бетке өту әрекеттері).

Бұл деректер пайдаланушы әрекетін кезең-кезеңімен талдауға мүмкіндік береді және болжау модельдерін құруда негізгі ақпарат көзі ретінде қолданылады.

Білім беру деректерін өндіру (EDM) – бұл білім беру орталарында жинақталған деректерді талдау арқылы оқу процесін жақсартуға бағытталған ғылыми бағыт. EDM әдістері студенттердің оқу белсенділігін бағалауға, олардың үлгерімін болжауға және тәуекел тобындағы пайдаланушыларды анықтауға мүмкіндік береді. Сонымен қатар бұл тәсіл оқыту процесін дербестендіруге және тиімді басқаруға жағдай жасайды.

3-кесте – Деректер түрлері

Дерек түрі	Мысал	Маңызы
Clickstream	беттерді қарау	Мінез-құлық
Time spent	уақыт	Қызығушылық
Login data	кіру	Белсенділік

Жоғарыда көрсетілген деректер түрлері пайдаланушы әрекетін жан-жақты сипаттауға мүмкіндік береді. Мысалы, тек қана беттерді қарау жеткіліксіз, оған қоса пайдаланушының сол бетте қанша уақыт өткізгені және жүйеге қаншалықты жиі кіретіні де маңызды көрсеткіш болып табылады.

Пайдаланушы әрекетін сипаттайтын негізгі факторлар:

- жүйеге кіру жиілігі
- оқу материалдарын қарау
- тапсырмаларды орындау
- уақыт ұзақтығы

Бұл факторлар пайдаланушының оқу процесіндегі белсенділігін және оның оқу нәтижелеріне әсерін анықтауға мүмкіндік береді. Мысалы, жүйеге жиі кіретін және материалдарды тұрақты қарайтын пайдаланушылардың оқу нәтижелері жоғары болуы мүмкін. Ал белсенділігі төмен пайдаланушылар тәуекел тобына жатқызылып, оларға қосымша қолдау көрсету қажет.

**Қорытынды.** Пайдаланушы әрекетін болжауда қолданылатын әртүрлі әдістерді салыстыру нәтижесінде дәстүрлі тәсілдердің қарапайым әрі түсінікті болғанымен, олардың күрделі және үлкен көлемдегі деректерді өңдеуде шектеулі екені байқалады. Ал машиналық оқыту әдістері деректер арасындағы жасырын заңдылықтарды анықтауға және болжау дәлдігін арттыруға мүмкіндік береді.

Заманауи алгоритмдердің ішінде кездейсоқ орман (Random Forest) және нейрондық желілер (Neural Networks) жоғары тиімділік көрсетеді. Бұл әдістер күрделі деректерді өңдеуге бейімделген және пайдаланушы әрекетін неғұрлым дәл болжауға қабілетті.

Сонымен қатар clickstream деректері пайдаланушы мінез-құлқын талдауда негізгі ақпарат көзі болып табылады. Пайдаланушының жүйедегі әрекеттері, уақыт көрсеткіштері және ауысу үлгілері оның белсенділігі мен қызығушылықтарын сипаттайды.

Қорытындылай келе, машиналық оқыту әдістері пайдаланушы әрекетін дәл болжауға мүмкіндік береді және білім беру жүйелерінде кеңінен қолданылуы тиіс деген тұжырымға келуге болады.

### ПАЙДАЛАНЫЛҒАН ӘДЕБИЕТТЕР ТІЗІМІ

- 1 Pan J., Zhao Z., Han D. Academic Performance Prediction Using Machine Learning Approaches: A Survey. – 2025.
- 2 Boujmiraz S., Darhmaoui H., Drissi A. Predicting student performance: A review of machine learning approaches. – 2026.
- 3 Borna M.R., Saadat H., Hojjati A. Analyzing click data with AI: implications for student performance prediction. – 2024.
- 4 Zhang V., Jeffries B., Koprinska I. A Machine Learning Approach for Predicting Student Progress. – 2025.
- 5 Joseph J. Machine Learning to Predict User Behaviour from Clickstream Data. – 2025.