

ФИЗИКАЛЫҚ ЕСЕПТЕРДІ ТҮСІНДІРЕТІН ИНТЕЛЕКТУАЛДЫ ТҮЮТОРДЫ ОҚИТУДА «MACHINE LEARNING» ҚОЛДАНУ ӘДІСТЕМЕСІ

Абдраимов Рахымжан Турисбекович

PhD, аға оқытушы, Әуезов атындағы Оңтүстік Қазақстан университеті,
Шымкент, Қазақстан

ORCID: 0000-0003-1485-523X, e-mail: raha_ukgu@mail.ru

Аңдатпа

Физика есептерін шешу тек есептеу дағдыларын ғана емес, сонымен қатар терең тұжырымдамалық түсінік пен стратегиялық ойлауды қажет етеді. Дегенмен, дәстүрлі білім беру ресурстары, соның ішінде оқулықтар мен шешім нұсқаулығы, статикалық, бейімделмейтін басшылықты қамтамасыз етеді, ал адами репетиторлық көптеген оқушылар үшін қымбат және қолжетімді емес болып қала береді. Бұл зерттеу орта мектеп физика есептеріне педагогикалық тұрғыдан негізделген, кезең-кезеңімен түсініктемелер жасауға арналған Машиналық оқытуға негізделген интеллектуалды репетиторлық жүйені (ИРЖ) әзірлеу және бағалаудың кешенді әдіснамасын ұсынады. Біз сарапшылар жазған шешімдері бар 1000 физика есептерінің жинақталған деректер жиынтығын пайдаланып, алдын ала дайындалған үлкен тіл моделін (GPT-3.5) жетілдірдік, бейімделгіш құрылымдар мен контекстке негізделген кері байланысқа қабілетті жүйені құрдық. Жалпы орта мектеп оқушыларымен (11-сынып) жүргізілген рандомизацияланған бақыланатын эксперимент үш апталық ротациялық динамика блогы бойынша МОЖ-мен жұмыс істейтін репетиторды пайдаланатын оқушылар мен дәстүрлі статикалық шешім материалдарын пайдаланатын оқушылар арасындағы оқу нәтижелерін салыстырды. Нәтижелер эксперименттік топта оқудағы айтарлықтай жоғары жетістіктерді көрсетті (қалыпқа келтірілген пайда 0,55 vs. 0,33, $p < .001$, $d = 0,82$), әсіресе көп сатылы ойлауды қажет ететін жаңа есептерге көшуге күшті әсер етті. Өзара әрекеттесу журналдарын талдау көмек іздеу мінез-құлқының жүйелі түрде төмендегенін көрсетті, бұл өз бетінше есептерді шешу қабілетінің дамығанын көрсетеді. Сапалы нәтижелер оқушылардың жай ғана процедуралық қадамдарға емес, физикалық ойлауға баса назар аударатын түсіндірмелерге деген ризашылығын көрсетті. Бұл зерттеу ML негізіндегі репетиторлық жүйелер жоғары сапалы, жекелендірілген физика оқытуына қолжетімділікті демократияландырумен қатар, терең тұжырымдамалық түсінікті тиімді түрде дамыта алатынын көрсетеді.

Кілт сөздер. Интеллектуалды оқыту жүйелері, машиналық оқыту, бейімделгіш оқыту, білім берудегі жасанды интеллект, тьюторлық оқыту.

Received 18 March 2026. Accepted 23 June 2026.

Corr. Author Абдраимов Р.Т., e-mail: raha_ukgu@mail.ru

For citation: Abdraimov R.T. (2026). The method of using "machine learning" in the training of an intelligent tutor explaining physical tasks. *Ilim* 48(2). 77-97.

Kіpіcne

Іргелі физикалық білім беруде ұзақ уақыт бойы педагогикалық қиындықпен күресіп келеді: оқушылар көбінесе математикалық есептеулердің өздерімен емес, есептерді жүйелі түрде шешу үшін қажетті тұжырымдамалық құрылым мен логикалық ойлауды түсінумен күреседі. Физика біліміндегі зерттеулер сарапшы есептерді шешушілер сапалық талдауды, стратегиялық жоспарлауды және метакогнитивтік мониторингті - алгоритмдік есептеуден әлдеқайда асып түсетін дағдыларды қолданатынын үнемі көрсетеді (Chi, Feltovich, & Glaser, 1981). Оқушылар қиындықтарға тап болған кезде, оларға тек соңғы жауапты ғана емес, сонымен қатар аралық ойлау қадамдарын, тиісті физикалық принциптерді таңдауды және күрделі мәселені шешуге болатын шешімге айналдыратын стратегиялық шешімдерді ашатын басшылық қажет.

Мұндай басшылықты қамтамасыз етудің дәстүрлі тәсілдері айтарлықтай практикалық шектеулерге тап болады. Адами репетиторлар тиімді болғанымен, барлық оқушылардың қажеттіліктерін қанағаттандыра алмайтын тапшы және қымбат ресурс болып табылады. Қолжетімді болғанның өзінде, жеке репетиторлық сабақтар уақыт пен кесте шектеулерімен шектеледі. Керісінше, дәстүрлі білім беру бағдарламалық жасақтамасы, соның ішінде Photomath және Wolfram Alpha сияқты танымал қолданбалар, әдетте тек соңғы сандық шешімдерді немесе алгебралық манипуляцияларды ұсынады, шынайы түсінікті құрайтын физикалық интуиция мен есептерді шешу эвристикасын тұжырымдай алмайды. Бұл құралдар оқушыларға жауаптарды тексеруге көмектесуі

мүмкін, бірақ олардың есептерді тәуелсіз шешу немесе тұжырымдамалық ойлау қабілетін дамыту үшін аз жұмыс істейді.

Жасанды интеллект саласындағы, әсіресе машиналық оқытудағы (МО) және табиғи тілді өңдеудегі (ТТӨ) соңғы жетістіктер бұл білім берудегі олқылықты жоюдың перспективалы жолын ұсынады. Үлкен тіл модельдері (УТМ) және мамандандырылған нейрондық архитектуралар адамға ұқсас түсіндірмелер жасауда, пайдаланушы контекстеріне бейімделуде және әртүрлі салаларда жекелендірілген кері байланыс беруде керемет мүмкіндіктерді көрсетті (Brown et al., 2020). Физика білімі үшін осы технологияларды пайдалану мүмкіндігі бағдарламалық жасақтаманың масштабталуын сарапшы адам оқытуының педагогикалық талғампаздығымен біріктіретін интеллектуалды репетиторлық жүйелерді (ИРЖ) құрудың маңызды мүмкіндігін білдіреді.

Бұл мақалада орта мектеп деңгейінде физика есептеріне кезең-кезеңімен түсініктемелер жасау үшін арнайы жасалған МО-мен жұмыс істейтін интеллектуалды репетиторлық жүйені әзірлеу және бағалаудың кешенді әдістемесі ұсынылған. Біздің тәсіліміз сарапшылар жазған физика шешімдерінің жинақталған деректер жиынтығын пайдалана отырып, алдын ала дайындалған тілдік модельдерді жетілдіруге бағытталған, осылайша тәжірибелі физика мұғалімдерінің ойлау үлгілерін көрсететін түсініктемелерді жасауға қабілетті жүйені жасайды. Зерттеу екі негізгі сұрақты қарастырады:

(1) Физика есептеріне педагогикалық тұрғыдан негізделген, кезең-кезеңімен түсіндірмелерді жасау үшін МО модельдерін қалай тиімді оқытуға болады?

(2) Мұндай интеллектуалды оқытушымен өзара әрекеттесу дәстүрлі статикалық оқу материалдарымен салыстырғанда оқушылардың есептерді шешудегі өнімділігі мен тұжырымдамалық түсінігін қаншалықты жақсартады?

Бұл жұмыстың маңыздылығы интеллектуалды физика оқытушысын құрудың тікелей техникалық жетістігінен тыс. Әдістемемізді егжей-тегжейлі құжаттау арқылы біз басқа STEM салаларына бейімделетін

қайталанатын құрылымды ұсынуға тырысамыз, бұл географиялық немесе экономикалық шектеулерге қарамастан барлық оқушылар үшін жоғары сапалы, жекелендірілген оқытуды қолжетімді етудің кең мақсатына ықпал етеді.

Әдебиетке шолу

Теориялық негіздері: Құрылыс және жақын даму аймағы

Интеллектуалды репетиторлық жүйелердің негізінде жатқан педагогикалық тәсіл конструктивистік оқыту теорияларынан, әсіресе Выготскийдің (1978) жақын даму аймағы (ЖДА) тұжырымдамасынан және онымен байланысты оқыту құрылысы ұғымынан көп нәрсеге негізделген. Выготский оқу оқушылар өздерінің қазіргі тәуелсіз мүмкіндіктерінен сәл асып түсетін, бірақ тиісті басшылықпен қолжетімді тапсырмаларды орындаған кезде ең тиімді болады деп ұсынды. Вуд, Брунер және Росс (1976) бұл тұжырымдаманы құрылыс метафорасы арқылы жүзеге асырды - оқушыларға өз бетінше орындай алмайтын тапсырмаларды орындауға мүмкіндік беретін уақытша қолдау құрылымдары, құзыреттілік дамыған сайын біртіндеп алынып тасталады.

Физикалық есептерді шешу контексінде құрылыс стратегиялық кеңестер, нақты ойлау қадамдарымен жұмыс істеген мысалдар және нақты оқушы қателіктеріне жауап беретін бейімделгіш кері байланыс ретінде көрінеді (Чи және т.б., 1989). Тиімді құрылыс оқушылардың түсінігін динамикалық бағалауды және қиындықты асыра бағаламайтын немесе оқушыны шамадан тыс жүктемейтін калибрленген қолдауды қажет етеді. Бұл қағидаттар интеллектуалды репетиторлық жүйелерді жобалау талаптарын тікелей анықтайды: мұндай жүйелер бітірушілерге көмек көрсетуі, оқушылардың ілгерілеуін бақылауы және көрсетілген құзыреттілікке негізделген түсіндірме мәліметтерді түзетуі керек.

Интеллектуалды оқыту жүйелері: тарихи контекст және эволюция

Интеллектуалды оқыту жүйелері саласы 1970-жылдары компьютерлік оқыту қарапайым жаттығу және тәжірибеден тыс шығып, оқушылардың білімі мен ойлауының когнитивтік модельдерін енгізе

алатынын мойындаумен пайда болды. Андерсонның ACT-R когнитивтік архитектурасы (Anderson et al., 1995) көптеген алғашқы ITS енгізулері үшін теориялық негіз болды, бұл жүйелерге процедуралық білімді өндіріс ережелері ретінде модельдеуге және сараптамалық шешім жолдарынан ауытқуларға негізделген нұсқаулық ұсынуға мүмкіндік берді.

VanLehn және әріптестері әзірлеген ANDES Physics Tutor (VanLehn et al., 2005) салаға тән интеллектуалды оқытудағы маңызды жетістік болып табылады. ANDES кіріспе механика есептері үшін контекстке сезімтал кеңестер мен қателіктер туралы кері байланыс беру үшін физика есептерін шешудің когнитивтік моделін қолданды. Бақыланатын зерттеулер ANDES қолданатын оқушылардың адами оқытумен салыстыруға болатын оқу жетістіктеріне қол жеткізгенін көрсетті (VanLehn, 2011). Дегенмен, ANDES кең білімді инженерияны талап етті — шешім жолдарын қолмен кодтау, жиі кездесетін қателіктер және педагогикалық стратегиялар — оның масштабталуын және жаңа есеп түрлеріне бейімделуін шектеді.

Сол сияқты, Коедингер және әріптестері әзірлеген Cognitive Tutor жүйесі (Koedinger & Corbett, 2006) оқушылардың есептерді шешуін сарапшы когнитивтік модельдермен салыстыра отырып бақылайтын модельді бақылау алгоритмдерінің тиімділігін көрсетті. Алгебра сияқты құрылымдық салаларда өте тиімді болғанымен, бұл жүйелер салаға тән бағдарламалауды қажет етеді және икемді табиғи тілдік түсініктемелерді жасауда қиындықтарға тап болады.

Білім берудегі машиналық оқыту және табиғи тілді өңдеу

Машиналық оқытудағы соңғы жетістіктер, әсіресе табиғи тілді өңдеуге арналған терең оқыту архитектуралары, білім беру технологиясының көрінісін өзгертті. BERT (Devlin et al., 2019) және GPT (Radford et al., 2019; Brown et al., 2020) сияқты алдын ала дайындалған трансформаторға негізделген модельдер тілді түсіну мен генерациялауда бұрын-соңды болмаған мүмкіндіктерді көрсетті. Бұл модельдер мәтіннің үлкен корпустарында оқытылады, тапсырмаға тән деректер жиынтығын дәл баптау арқылы белгілі бір салаларға мамандандырылуы мүмкін жалпы лингвистикалық және ойлау мүмкіндіктеріне ие болады.

Жақында жүргізілген бірнеше зерттеулер нейрондық тіл модельдерін білім беру контекстеріне қолдануды зерттеді. Yin және т.б. (2019) нейрондық модельдер сарапшы авторының кеңестік корпустарында дәл бапталған кезде бағдарламалау жаттығулары үшін ақылға қонымды кеңестер бере алатынын көрсетті. Сол сияқты, Lu және т.б. (2021) трансформаторлық модельдер математикалық ойлау қадамдарына түсініктемелер бере алатынын көрсетті, бірақ олар математикалық дұрыстық пен педагогикалық орындылықты қамтамасыз етудегі қиындықтарды атап өтті.

Физика білімінде алдын ала жұмыстар оқушылардың түсіндірмелерін автоматтандырылған бағалау үшін (Liu және т.б., 2016) және есеп нұсқаларын жасау үшін ML пайдалануды зерттеді (Polozov және т.б., 2015). Дегенмен, физика есептері үшін толық, педагогикалық тұрғыдан құрылымдалған қадамдық шешімдерді жасау үшін заманауи үлкен тілдік модельдерді қолдану салалық білімді ұсыну, педагогикалық ойлау және табиғи тілді жасаудағы қиындықтарды біріктіретін салыстырмалы түрде зерттелмеген шекараны білдіреді.

Зерттеудегі олқылықтар және үлес

Қолданыстағы ITS енгізулері білім беру тиімділігін көрсеткенімен, олар білім инженериясының кедергісімен шектелуде: салалық білім мен педагогикалық стратегияларды кең көлемді қолмен бағдарламалау қажеттілігі. Керісінше, заманауи машиналық оқыту тәсілдері бұрын-соңды болмаған икемділік пен тілді генерациялау мүмкіндіктерін ұсынса да, оларды физика бойынша репетиторлыққа қолдану салалық дәлдікті, педагогикалық тұрақтылықты және тиімді оқу нәтижелерін қамтамасыз ету үшін мұқият әдіснамалық жобалауды қажет етеді. Бұл мақалада дәстүрлі ITS педагогикалық принциптерін заманауи машиналық оқытудың икемділігі мен масштабталуымен біріктіре отырып, кезең-кезеңімен түсіндірмелер жасайтын машиналық оқытумен жұмыс істейтін физика репетиторын оқыту, енгізу және бағалаудың жүйелі әдіснамасын ұсыну арқылы осы олқылықты жою қарастырылған.

Әдістеме

Бұл зерттеуде жүйені әзірлеуді, эксперименттік бағалауды және оқу аналитикасын біріктіретін аралас әдістер қолданылды. Зерттеу екі кезеңде өтті: (1) деректер жиынтығын модельдік оқытуға бағытталған инженерлік кезең және (2) бағалау кезеңі, ML-мен жұмыс істейтін репетиторды пайдаланатын оқушылар мен дәстүрлі статикалық оқу материалдарын пайдаланатын оқушылар арасындағы оқу нәтижелерін салыстыру. Зерттеу институционалдық шолу кеңесінің мақұлдауын алды және барлық қатысушылар хабардар келісім берді.

Деректер жиынтығын құру және курациялау

Біздің ML-мен жұмыс істейтін репетиторымыздың негізі сарапшылар жазған қадамдық шешімдері бар 1000 физика есебінен тұратын мұқият курацияланған оқу деректер жиынтығына негізделген. Есептер механика (кинематика, динамика, энергия, импульс), электр және магнетизм, толқындар мен оптика және термодинамиканы қоса алғанда, орта мектеп физикасы оқу бағдарламасын қамтитын жүйелі түрде таңдалды. Әрбір есеп мыналарды қамтыды:

1. Есептің қойылымы: Берілген шамалар мен нақты сұрақпен нақты анықталған физика сценарийі

2. Сараптамалық шешім: Дискретті ойлау қадамдарына бөлінген егжей-тегжейлі, құрылымдалған түсініктеме

3. Шешімнің метадеректері: Белгіленген физикалық принциптер, қажетті теңдеулер, оқушылардың жиі кездесетін қателіктері және қиындық деңгейі

Сараптамалық шешімдерді тәжірибелі физика мұғалімдері (N=5, орташа оқыту тәжірибесі 12 жыл) стандартталған үлгіге сәйкес жасады, онда мыналар атап өтілді: (a) сапалық есептерді талдау және тиісті физикалық принциптерді анықтау, (b) әрбір математикалық қадам үшін нақты негіздеме, (c) өлшемдік талдау және ақылға қонымдылықты тексеру және (d) соңғы жауаптың тұжырымдамалық түсіндірмесі. Әрбір шешім педагогикалық сапа мен дәлдікті қамтамасыз ету үшін кемінде екі тәуелсіз сарапшының сараптамалық тексеруінен өтті.

Машиналық оқыту моделінің архитектурасы және оқытуы

Біз әртүрлі интернет мәтіндерінде алдын ала оқытылған заманауи трансформаторға негізделген тіл моделі GPT-3.5 көмегімен дәл баптау тәсілін қолдандық. Дәл баптау физика пәнінен репетиторлыққа арналған модельдің тілдік генерациялау мүмкіндіктерін мамандандыру үшін физика есептерінің шешімдері деректер жиынтығымыз бойынша үздіксіз оқытуды қамтыды.

Оқыту процедурасы:

Енгізу форматы: Есептер қадамдық шешімдерді сұрайтын сұраулар ретінде пішімделді

Шығыс форматы: Сараптамалық шешімдер бақыланатын оқыту үшін мақсатты тізбектер ретінде қызмет етті

Гиперпараметрлер: Оқу жылдамдығы 2e-5, топтық өлшем 8, оқыту кезеңдері 4

Тексеру: деректер жиынтығының 20%-ы шамадан тыс сәйкестендірудің алдын алу үшін тексеру үшін сақталды

Дәл бапталған модель оқушылар енгізген физика есептерін (терілген немесе суретке түсірілген) қабылдайтын, сұраныс бойынша қадамдық түсіндірмелер жасайтын және оқушылар нақты шатасу нүктелерін көрсеткен кезде бейімделгіш кеңестер беретін интерактивті веб-интерфейске біріктірілді.

Қатысушылар және іріктеу

Қатысушылардың қатарында Қазақстандағы мемлекеттік орта мектепте математикалық физика курстарына қабылданған 80 орта мектеп оқушысы (11-сынып, 16-17 жас аралығындағы) болды. Оқушылар сыныптағы хабарландырулар арқылы іріктеліп, жазбаша түрде хабардар етілген келісім берілді. Іріктемеге бұрынғы академиялық көрсеткіштері әртүрлі 42 қыз және 38 ер оқушы кірді (орташа физика GPA = 3.4/5.0, SD = 0.8).

Эксперименттік процедура

Қатысушылардың қатары кездейсоқ бақылау тобына (N=40) немесе эксперименттік топқа (N=40) бөлінді. Екі топ та айналмалы динамиканы

және бұрыштық импульсті қамтитын үш апталық есептерді шешу блогын аяқтады — тақырыптар оқу бағдарламасында жақында пайда болғандықтан және оқушылар үшін белгілі тұжырымдамалық қиындықтар тудырғандықтан таңдалды.

Бақылау тобы: Оқушыларға 30 практикалық есептің жұмыс мысалдары бар кешенді шешім нұсқаулығы (PDF форматында) берілді. Шешімдер анық математикалық қадамдармен жақсы пішімделген, бірақ дәстүрлі оқулық шешімдерін көрсететін статикалық, интерактивті емес форматта ұсынылған.

Эксперименттік тобы: Оқушылар МО-мен жұмыс істейтін Intelligent Tutor бағдарламасына веб-интерфейс арқылы қол жеткізді. Жүйе мыналарды қамтамасыз етті: (а) тәжірибелік есептерге сұраныс бойынша қадамдық түсіндірмелер, (b) оқушылар көмек сұраған кезде біртіндеп кеңестер беру, (c) оқушылар қате аралық қадамдарды жіберген кезде қатеге тән кері байланыс және (d) физикалық принциптер бойынша ойлануға ықпал ететін тұжырымдамалық сұрақтар.

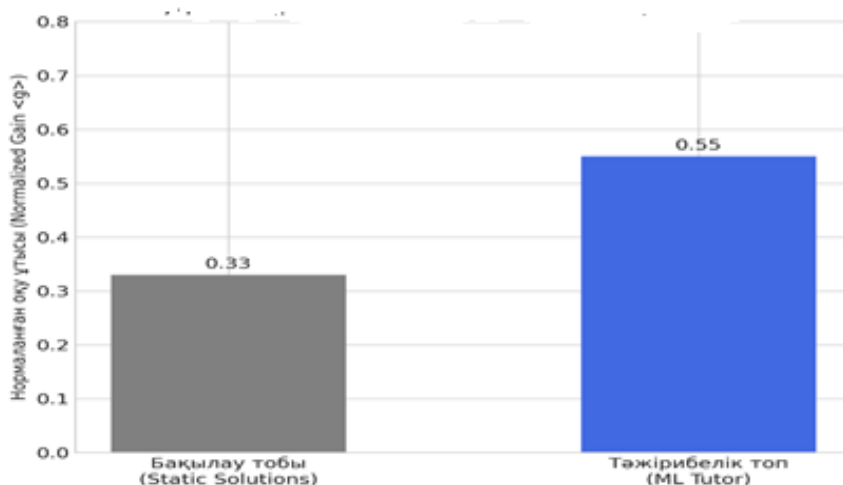
Барлық оқушылар бірдей алдын ала тесттерді (базалық білімді бағалау), тәжірибелік сабақтарды (үш апта бойы аптасына үш сағат) және кейінгі тесттерді (оқу нәтижелерін бағалау) орындады. Тәжірибелік сабақтар техникалық мәселелерді шешу үшін ғылыми көмекшілермен бірге бақыланатын компьютерлік зертханаларда өткізілді, бірақ физика бойынша көмек көрсетпеді. Екі топқа да өздеріне тағайындалған ресурсқа (шешім нұсқаулығы немесе интеллектуалды репетитор) жүгінбес бұрын барлық 30 тәжірибелік есепті өз бетінше шешуге тапсырма берілді.

Нәтижелер

Тестке дейінгі және тесттен кейінгі көрсеткіштерді талдау бақылау және эксперименттік топтар арасында айтарлықтай айырмашылықтарды анықтады. Бастапқы кезеңде екі топ физика есептерін шешу қабілетінде айтарлықтай айырмашылықтар көрсеткен жоқ (бақылау тобының орташа мәні = 52,3%, SD = 14,2; эксперименттік топтың орташа мәні = 53,7%, SD = 13,8; $t(78) = 0,45$, $p = .65$), бұл рандомизацияның сәтті өткенін растайды.

Араласудан кейін үш аптадан кейін өлшенген тесттен кейінгі көрсеткіштер эксперименттік топта айтарлықтай жақсаруды көрсетті. ML негізіндегі репетиторды пайдаланатын оқушылар тесттен кейінгі орташа баллды 78,4% құрады ($SD = 11,6$), бұл бақылау тобының орташа көрсеткіші 68,2% ($SD = 13,9$) және 0,33 қалыпты пайдамен ($t(78) = 3,67$, $p < .001$, Коэннің $d = 0,82$) салыстырғанда 0,55 қалыпты оқу өсімін білдіреді. Бұл әсер мөлшері білім беру тұрғысынан маңызды үлкен айырмашылықты білдіреді.

[1-суретті салыңыз: Топ бойынша тестке дейінгі және тесттен кейінгі ұпайларды салыстыру, медиана, кватильдер және жеке деректер нүктелерін көрсетеді. Тәжірибелік топ тесттен кейінгі жоғары орташа өнімділікті де, төмендетілген дисперсияны да көрсетеді.]



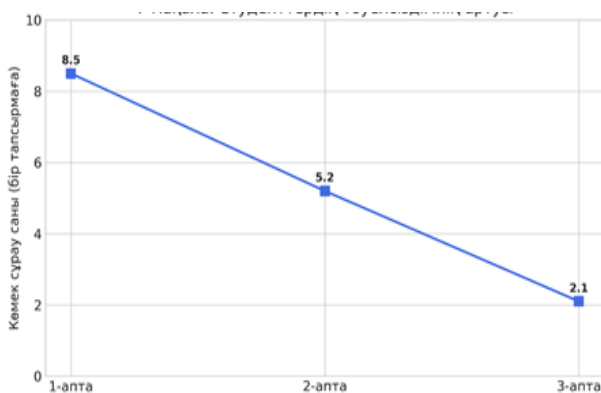
Сурет 1 - тәжірибенің көрсеткіші

Білімді беру: Маңыздысы, тестілеуден кейінгі тапсырмалар 30 практикалық тапсырмадан құрылымдық жағынан ерекшеленетін жаңа есептерден тұрды, бұл оқушылардың үйренген қағидаларды жай жаттаудың орнына жаңа контексттерге қолдану қабілетін бағалады.

Мәселенің ішкі санаттарын талдау эксперименттік топтың артықшылықтары көп сатылы ойлауды және бірнеше физикалық қағидаларды біріктіруді қажет ететін есептер бойынша ең айқын екенін көрсетті (эксперименттік $M = 74,3\%$, бақылау $M = 61,7\%$, $t(78) = 4,12$, $p < .001$), бұл ақылды тәлімгердің беткі деңгейдегі үлгіні сәйкестендіруден гөрі тереңірек тұжырымдамалық түсінуді тиімді түрде алға жылжытқанын көрсетеді.

Есептерді тәуелсіз шешуді дамыту: Эксперименттік топтан алынған журнал деректері көмек іздеу мінез-құлқындағы қызықты уақытша үлгілерді анықтады. 1-аптада оқушылар әр есеп үшін орта есеппен 8,4 кеңес сұрады ($SD = 2,3$). Бұл жиілік 2-аптада әрбір есеп үшін 5,1 кеңеске ($SD = 1,8$) және 3-аптада әрбір есеп үшін 3,2 кеңеске ($SD = 1,4$) дейін жүйелі түрде төмендеді, бұл өз бетінше есеп шығару мүмкіндігінің біртіндеп дамуын көрсетеді (қайталанатын өлшемдер ANOVA: $F(2,78) = 52,3$, $p < .001$, $\eta^2 = 0,57$).

[2-суретті салыңыз: Үш апталық араласу кезеңінде әрбір есеп үшін кеңес сұрауларының орташа санын көрсететін сызықтық график, 95% сенімділік аралықтарымен. Төмендеу үрдісі оқушылардың өзін-өзі қамтамасыз етуінің артуын көрсетеді.]



Сурет 2 - Үш апталық араласу кезеңінің көрсеткіші

Есептерді шешу тиімділігі: Аяқтауға дейінгі уақыт деректері 3-аптаға қарай эксперименттік топтың оқушылары тәжірибелік есептерді бақылау тобының оқушыларға қарағанда айтарлықтай жылдам орындағанын көрсетті (эксперименттік $M =$ әр есеп үшін 12,4 минут, бақылау $M =$ әр есеп үшін 16,8 минут, $t(78) = 3,24$, $p = .002$), бұл жоғары дәлдікке қол жеткізгеніне қарамастан, бұл тиімдірек есептерді шешу стратегияларын көрсетеді.

Сапалық нәтижелер

20 эксперименттік топқа қатысушының ($N=20$) стратификацияланған кездейсоқ үлгісімен жүргізілген жартылай құрылымдалған сұхбаттар олардың ML арқылы жұмыс істейтін тәлімгермен тәжірибесіне қатысты тұрақты тақырыптарды анықтады.

Түсіндірме тереңдігі және физикалық ойлау: Оқушылар оқытушының жай ғана процедуралық қадамдарға емес, тұжырымдамалық ойлауға баса назар аударғанын ерекше бағалады. Өкілдік пікірлерде мыналар болды:

«Жасанды интеллект менің мұнда неге Ньютонның 2-ші заңын қолданатынымды түсіндірді, тек математиканы қалай жасау керектігін ғана емес. Мысалы, күш масса орталығында болмаған кезде моменттің неге маңызды екенін көрсетті». (E-17 оқушы, әйел, тесттен кейінгі ұпай: 82%)

«Бұрын мен тек $F=ma$ деп жазып, сандарды қосатынымын. Бірақ оқытушы менен қандай күштердің бар екенін анықтап, алдымен диаграмма салуымды сұрай берді. Енді мен мұны автоматты түрде жасаймын». (E-34 оқушы, ер, тесттен кейінгі ұпай: 76%)

Бейімделгіш қолдау және қателерді қалпына келтіру: Бірнеше оқушы оқытушының жауаптары жалпы түсініктеме берудің орнына олардың нақты қателеріне бейімделгенін атап өтті:

«Мен бірліктерді түрлендіруді ұмытып кеткен кезде, ол тек «қате» деп айтқан жоқ. Ол менен жауабым қандай бірліктерде екенін және бұл жылдамдық үшін мағыналы ма деп сұрады. Бұл маған өз қатемді түсінуге көмектесті». (E-08 оқушы, әйел, тесттен кейінгі ұпай: 85%)

Қолжетімділік және мазасыздықтың төмендеуі: Бірнеше оқушы жасанды интеллект бойынша репетитормен өзара әрекеттесу мұғалімдерден көмек сұраумен салыстырғанда өнімділік мазасыздығын азайтқанын айтты:

«Кейде мен мұғалімнен сұрауға қорқамын, себебі басқалар түсінетін сияқты. Бірақ мен жасанды интеллект бойынша бір сұрақты он рет қоя аламын және ол ашуланбайды». (Е-23 оқушы, ер адам, тесттен кейінгі ұпай: 69%)

Оқушылар атап өткен шектеулер: Оқушылар жақсартуды қажет ететін салаларды да анықтады. Бес оқушы (сұхбаттасқандардың 25%) репетитордың түсіндірмесі «тым ресми» болып көрінген немесе кездеспеген терминологияны қолданған жағдайларды атап өтті. Үш оқушы мәтіндік түсіндірмелерді толықтыру үшін визуалды анимациялар немесе диаграммалар болғанын қалайтынын айтты.

Модельдің өнімділігін талдау

ML моделінің техникалық бағалауы физикалық тұрғыдан дұрыс шешімдерді жасауда жоғары дәлдікті көрсетті. Физика саласының сарапшы оқытушылары (N=3, шешім жасау тобынан тәуелсіз) кездейсоқ таңдалған 100 мұғалім жасаған түсіндірмені бағалап, оларды 5 балдық Ликерт шкаласын қолдана отырып, дұрыстығы, педагогикалық сапасы және анықтығы бойынша бағалады. Орташа бағалар: дұрыстық $M = 4.6$ ($SD = 0.5$), педагогикалық сапа $M = 4.3$ ($SD = 0.7$) және анықтық $M = 4.4$ ($SD = 0.6$) болды, бұл жалпы өнімділіктің жоғары екенін көрсетеді.

Дегенмен, бағалаушылар модель математикалық тұрғыдан дұрыс, бірақ педагогикалық тұрғыдан оңтайлы емес түсіндірмелерді жасаған 7 жағдайды (7%) анықтады - мысалы, күтілетін оқушы деңгейінен тыс озық математикалық әдістерді қолдану немесе аралық ойлау қадамдарын өткізіп жіберу. Бұл жағдайлар ML жасаған мазмұнның тиісті педагогикалық негізді сақтауын қамтамасыз етудегі үздіксіз қиындықты көрсетеді.

Талқылау

Машиналық оқытуға негізделген репетиторлық жүйелердің әдіснамалық артықшылықтары

Нәтижелер дәстүрлі статикалық оқу материалдарымен салыстырғанда ML негізіндегі интеллектуалды репетиторлықтың айтарлықтай білім беру артықшылықтарын көрсетеді. Дегенмен, машиналық оқыту тәсілінің нәліктен сәтті болғанын және оның бұрынғы ITS архитектураларынан түбегейлі қалай ерекшеленетінін түсіну де маңызды.

Ережеге негізделген жүйелерден тыс икемділік: Дәстүрлі ережеге негізделген ITS енгізулері тиімді болғанымен, білім инженериясының кедергілеріне тап болады: оқушының барлық мүмкін әрекеті, қате түрі және тиісті жауап нақты бағдарламалануы керек. Мысалы, ANDES физика репетиторы когнитивті ғалымдар мен жасанды интеллект зерттеушілерінің шектеулі мәселелер жиынтығы үшін шешім жолдарын және қателерді жою стратегияларын кодтау үшін жылдар бойы әзірлеуін қажет етті (VanLehn et al., 2005). Жаңа мәселе түрлерін қосу немесе күтпеген оқушы ойлауына бейімделу айтарлықтай қосымша бағдарламалауды қажет етті.

Керісінше, біздің ML негізіндегі тәсіліміз педагогикалық ойлау үлгілерін нақты ережелерден гөрі мысалдардан үйренеді. Оқыту мысалдарынан ауытқып кететін оқушылардың жауаптарына тап болған кезде, модель контекстке сәйкес түсініктемелер құру үшін үйренген үлгілерден жалпылайды. Бұл икемділік біздің зерттеуімізде оқушылар стандартты емес терминологияны пайдаланып сұрақтар қойған кезде немесе оқу деректерінде көрсетілмеген шешім жолдары арқылы мәселелерге жүгінген кезде көрінді - соған қарамастан, тәлімгер негізгі тұжырымдамалық қатынастарды тану арқылы тиісті нұсқаулықтар жасады.

Масштабталу және жылдам бейімделу: Дәл баптау әдіснамасы физиканың жаңа салаларына тез кеңейтуге мүмкіндік береді. Бастапқы деректер жиынтығын құрғаннан кейін, қосымша мәселе түрлерін шешу үшін модельді оқыту тек өкілдік мысалдар үшін сараптамалық шешімдерді жинауды талап етеді - бұл дәстүрлі білім инженериясы үшін қажетті айлармен немесе жылдармен емес, апталармен өлшенетін тапсырма. Бұл масштабталу, әсіресе, кешенді коммерциялық репетиторлық жүйелер

қолжетімсіз немесе қолжетімді болмауы мүмкін ресурстары аз білім беру контексттері үшін құнды.

Табиғи тілдік өзара әрекеттесу: Қазіргі заманғы тілдік модельдер еркін, контекстке сәйкес келетін табиғи тілді жасауда тамаша, бұл механикалық емес, әңгімелесу сияқты сезілетін тәлімгер мен оқушының өзара әрекеттесуін қамтамасыз етеді. Біздің зерттеуіміздегі оқушылар тәлімгердің «табиғи» түсіндірмелеріне жиі пікір білдіріп, оны бұрынғы қатаң білім беру бағдарламалық жасақтамасымен салыстырды. Бұл табиғилық мазасыздықты азайтуға және қатысуды арттыруға ықпал етуі мүмкін.

Білім берудегі әсері және оқуды демократияландыру

Эксперименттік топта байқалған айтарлықтай оқу жетістіктері, әсіресе жаңа мәселелерге күшті ауысу, ML негізіндегі репетиторлық үстірт үлгіні сәйкестендірудің орнына терең тұжырымдамалық түсінуді тиімді түрде дамыта алатынын көрсетеді. Уақыт өте келе көмек іздеу мінез-құлқының азаюы жүйенің оқушылардың дамуын тәуелсіздікке қарай сәтті түрде дамытқанын көрсетеді - бұл Выготский педагогикасының негізгі мақсаты.

Әділеттілік тұрғысынан ең маңыздысы - жүйенің жоғары сапалы, жекелендірілген оқытуға қол жеткізуді демократияландыру әлеуеті. Ауылдық жерлердегі, ресурстары аз мектептердегі немесе мұғалімдер жетіспейтін аймақтардағы оқушылар географиялық немесе экономикалық шектеулерге қарамастан сарапшылар деңгейіндегі репетиторлыққа қол жеткізе алады. Кестелік кедергілерді жою - оқушылар кез келген уақытта репетиторға қол жеткізе алады - әртүрлі кестелері немесе отбасылық міндеттері бар оқушылар үшін қолжетімділікті одан әрі арттырады.

Бастапқыда төмен нәтиже көрсеткен оқушылар көмек іздеудің ең үлкен төмендеуін көрсеткені анықталғандай, бейімделгіш ML репетиторлығы қарқынды қолдауды қажет ететін, бірақ көбінесе адами репетиторлық ресурстарға қол жеткізуі аз қиындық көретін оқушылар үшін әсіресе пайдалы болуы мүмкін екенін көрсетеді.

Шектеулер мен қиындықтар

Үміткер нәтижелерге қарамастан, бірнеше шектеулер мұқият қарастыруды қажет етеді.

«Қара жәшік» мәселесі: Нейрондық тілдік модельдер күрделі, түсіндірілмейтін жүйелер ретінде жұмыс істейді. Тәрбиеші түсініктеме жасаған кезде, біз оны тудырған ойлау процесін оңай бақылай алмаймыз. Бұл айқындық екі қиындық тудырады: (1) біз кездейсоқ қателіктерді немесе педагогикалық тұрғыдан оңтайлы емес жауаптарды оңай болжай алмаймыз немесе алдын ала алмаймыз және (2) біз белгілі бір педагогикалық стратегиялардың модельден неліктен пайда болатынын нақты түсіндіре алмаймыз. Педагогикалық тұрғыдан оңтайлы емес түсініктемелердің 7% деңгейі төмен болса да, бақылаусыз орналастыруға қатысты ықтимал алаңдаушылықты білдіреді. Болашақ жұмыс сенімді сапаны қамтамасыз ету механизмдерін әзірлеуі керек, оның ішінде физика білім базаларына немесе педагогикалық орындылықты бағалайтын мета-модельдерге қарсы нақты уақыттағы валидацияны қамтуы мүмкін.

Мазмұнның дәлдігі және галлюцинация: Тілдік модельдер сенімді естілетін, бірақ фактілік тұрғыдан дұрыс емес мазмұнды - «галлюцинация» мәселесін тудыруы мүмкін. Біздің сараптамалық бағалауымыз жоғары дәлдікті көрсеткенімен, мұқият валидация процестері маңызды болып қала береді. 4.6/5.0 дұрыстық рейтингі, күшті болғанымен, жақсартуға мүмкіндік береді. Символдық ойлау жүйелерімен интеграциялау немесе автоматтандырылған фактілерді тексеру сенімділікті арттыруы мүмкін.

Шектеулі мультимодальды мүмкіндіктер: Оқушылардың пікірлері көрнекі түсіндірмелерге, анимацияларға және диаграммаларға деген ұмтылысты көрсетті. Біздің мәтінге негізделген жүйеміз тиімді болғанымен, физиканы оқыту көбінесе көрнекі және кеңістіктік көріністерден пайда көреді. Болашақ итерациялар интеграцияланған мәтін мен диаграмма түсіндірмелерін жасау үшін мультимодальды генерация мүмкіндіктерін қамтуы керек.

Қорытынды

Бұл зерттеу физика білімі үшін машиналық оқытуға негізделген интеллектуалды репетиторлық жүйелерді әзірлеу және бағалаудың кешенді әдіснамасын ұсынады. Сарапшылар жазған есеп шешімдері бойынша алдын ала дайындалған тілдік модельдерді жетілдіру арқылы біз дәстүрлі статикалық оқу материалдарымен салыстырғанда оқушылардың оқу нәтижелерін айтарлықтай жақсартатын педагогикалық тұрғыдан негізделген, кезең-кезеңімен түсіндірмелерді жасауға қабілетті жүйе құрдық.

Эксперименттік нәтижелер тек тест нәтижелерінің жақсарғанын ғана емес, сонымен қатар тәуелсіз есептерді шешу мүмкіндіктерінің дамуын және жаңа мәселелерге сәтті ауысуды - терең, мағыналы оқытудың көрсеткіштерін көрсетеді. Машина жасау негізіндегі репетиторлықтың бейімделгіш сипаты қиындық көретін оқушылар үшін ерекше пайдалы болып шықты, бұл теңдікті арттыратын білім беру араласуы ретіндегі әлеуетті көрсетеді.

Әдістемелік тұрғыдан алғанда, бұл жұмыс заманауи жасанды интеллект технологияларының педагогикалық принциптерге, деректер жиынтығының сапасына және эмпирикалық бағалауға мұқият назар аудару арқылы білім беру контексттеріне қалай мұқият интеграциялануы мүмкін екенін көрсетеді. Бұл тәсіл машиналық оқытудың масштабталуы мен икемділігін тиімді оқыту үшін қажетті салалық сараптамамен және педагогикалық талғампаздықпен біріктіреді.

Болашақ бағыттар: Бірнеше перспективалы бағыттар зерттеуді қажет етеді. Біріншіден, мультимодальды мүмкіндіктерді - мәтінді, теңдеулерді, диаграммаларды және анимацияларды біріктіретін интеграцияланған түсіндірмелерді жасауды - енгізу, әсіресе көрнекі оқушылар мен кеңістіктік ойлау тапсырмалары үшін оқуды жақсарты алады. Екіншіден, дауысқа негізделген өзара әрекеттесуді енгізу қолжетімділікті жақсартады және табиғи диалогты, әсіресе оқу қиындықтары немесе көру қабілеті бұзылған оқушылар үшін қамтамасыз етеді. Үшіншіден, аффективті есептеулерді – оқушылардың эмоционалдық жағдайларын танитын және оларға жауап беретін жүйелерді біріктіру – тек

когнитивті ғана емес, сонымен қатар эмоционалдық қолдауды қамтамасыз ететін көңілсіздікті, мазасыздықты немесе қызығушылықтың жоғалуын шеше алады. Төртіншіден, әдіснаманы бірлескен оқу контексттеріне кеңейту, мұнда жасанды интеллект тәлімгері құрдастарының талқылауын және топтық мәселелерді шешуді жеңілдетеді, бұл қызықты шекараны білдіреді.

Сонымен қатар, модельдің ойлау процесін жарықтандыратын түсіндіру әдістерін әзірлеу «қара жәшік» шектеуін шешеді, бұл тәрбиешілерге тәлімгердің педагогикалық стратегияларын жақсы түсінуге және жетілдіруге мүмкіндік береді. Соңында, оқу бағдарламасының стандарттары, оқушылар саны және ресурстардың қолжетімділігі әртүрлі әртүрлі білім беру контексттеріндегі кең ауқымды орналастыру зерттеулері ML негізіндегі репетиторлық жүйелердің жалпыламалығы мен практикалық өміршеңдігін анықтайды.

Физикалық білім беру саласындағы зерттеулер мен жасанды интеллекттің конвергенциясы барлық оқушылар үшін жоғары сапалы, жекелендірілген оқытуды қолжетімді ету үшін трансформациялық әлеуетті ұсынады. Бұл әдіснама шынайы білім беруді дамыту үшін қажетті педагогикалық дәлдік пен салалық сараптаманы сақтай отырып, сол әлеуетті жүзеге асыруға негіз қалайды. Жасанды интеллект мүмкіндіктері дамып келе жатқандықтан, машиналық оқытуды физика біліміне және жалпы STEM біліміне интеграциялау адам мұғалімдерін алмастырмайды, керісінше, әрбір оқушының терең түсінуге және проблемаларды өз бетінше шешу қабілетіне жету жолын қолдау мүмкіндігін күшейтеді.

Пайдаланған әдебиеттер тізімі

Anderson, J. R., Corbett, A. T., Koedinger, K. R., & Pelletier, R. (1995). Cognitive tutors: Lessons learned. *The Journal of the Learning Sciences*, 4(2), 167-207. https://doi.org/10.1207/s15327809jls0402_2

Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 1877-1901.

Chi, M. T. H., Bassok, M., Lewis, M. W., Reimann, P., & Glaser, R. (1989). Self-explanations: How students study and use examples in learning to solve problems. *Cognitive Science*, 13(2), 145-182. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1302_1

Chi, M. T. H., Feltovich, P. J., & Glaser, R. (1981). Categorization and representation of physics problems by experts and novices. *Cognitive Science*, 5(2), 121-152. https://doi.org/10.1207/s15516709cog0502_2

Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies* (pp. 4171-4186). Association for Computational Linguistics.

Koedinger, K. R., & Corbett, A. (2006). Cognitive tutors: Technology bringing learning sciences to the classroom. In R. K. Sawyer (Ed.), *The Cambridge Handbook of the Learning Sciences* (pp. 61-78). Cambridge University Press.

Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D., & Sutskever, I. (2019). Language models are unsupervised multitask learners. *OpenAI Blog*, 1(8), 9.

VanLehn, K. (2011). The relative effectiveness of human tutoring, intelligent tutoring systems, and other tutoring systems. *Educational Psychologist*, 46(4), 197-221. <https://doi.org/10.1080/00461520.2011.611369>

VanLehn, K., Lynch, C., Schulze, K., Shapiro, J. A., Shelby, R., Taylor, L., ... & Wintersgill, M. (2005). The Andes physics tutoring system: Lessons learned. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 15(3), 147-204.

Vygotsky, L. S. (1978). *Mind in society: The development of higher psychological processes*. Harvard University Press.

Wood, D., Bruner, J. S., & Ross, G. (1976). The role of tutoring in problem solving. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 17(2), 89-100. <https://doi.org/10.1111/j.1469-7610.1976.tb00381.x>

Абдраимов Рахымжан Турисбекович

PhD, Старший преподаватель, Южно-Казахстанский университет им. М. Ауэзова, Шымкент, Казахстан

Методика применения «machine learning» в обучении интеллектуального тьютора, объясняющего физические задачи

Аннотация. Решение задач по физике требует не только вычислительных навыков, но и глубокого концептуального понимания и стратегического мышления. Тем не менее, традиционные образовательные ресурсы, включая учебники и руководства по принятию решений, обеспечивают статическое, неадаптивное руководство, а человеческое обучение остается дорогим и недоступным для многих учащихся. Это исследование представляет собой комплексную методологию разработки и оценки интеллектуальной системы репетиторства на основе машинного обучения (ИРС), предназначенной для педагогического, поэтапного объяснения задач физики средней школы. Мы усовершенствовали заранее подготовленную модель большого языка (GPT-3.5), используя набор данных из 1000 физических задач с решениями, написанными экспертами, и создали адаптивные структуры и систему, способную к обратной связи на основе контекста. Рандомизированный контролируемый эксперимент, проведенный с учащимися средней школы в целом (11 класс), сравнил результаты обучения между учащимися, использующими репетитора, работающего с тоj, в трехнедельном блоке ротационной динамики, и учащимися, использующими традиционные статические материалы для принятия решений. Результаты показали значительно более высокие успехи в обучении в экспериментальной группе (нормализованная прибыль = 0,55 vs. 0,33, $p < .001$, $d = 0,82$), особенно сильно повлиял на переход к новым задачам, требующим многоэтапного мышления. Анализ журналов взаимодействия показал систематическое снижение поведения в поисках помощи, что свидетельствует о развитии способности решать задачи самостоятельно. Это исследование показывает, что системы репетиторства на основе ML могут эффективно развивать глубокое концептуальное понимание, а также демократизировать доступ к высококачественному персонализированному обучению физике.

Ключевые слова. Интеллектуальные системы обучения, машинное обучение, адаптивное обучение, искусственный интеллект в образовании, тьюторское обучение.

Abdraimov Rakhimzhan Turisbekovich

PhD, M. Auezov South Kazakhstan University, Shymkent, Kazakhstan

The method of using "machine learning" in the training of an intelligent tutor explaining physical tasks

Abstract. Solving physics problems requires not only computational skills, but also deep conceptual understanding and strategic thinking. This study provides a comprehensive methodology for developing and evaluating a machine learning-based intelligent tutoring system (IRS) for creating pedagogically based, step-by-step explanations of high school physics problems. We have perfected a pre-prepared large language model (GPT-3.5) using aggregated data sets of 1000 physics problems with solutions written by experts, creating adaptive structures and a system capable of context-based feedback. A randomized controlled experiment conducted with general high school students (Grade 11) compared learning outcomes between students using a tutor working with MoS on a three-week rotational dynamics block and students using traditional static solution materials. The results showed significantly higher learning gains in the experimental group (normalized gain = 0.55 vs. 0.33, $p < .001$, $d = 0.82$), especially strongly influenced the transition to new problems that require multi-stage thinking. Analysis of interaction logs showed a systematic decrease in help-seeking behavior, which indicates a developed ability to solve problems on their own. Qualitative results showed students' appreciation for explanations that emphasized physical thinking, not just procedural steps. This study shows that ML-based tutoring systems can effectively develop deep conceptual understanding, as well as democratize access to high-quality, personalized physics teaching.

Keywords. Intelligent learning systems, machine learning, adaptive learning, artificial intelligence in education, tutorial learning.