GENERATIV SUN'IY INTELLEKT ASOSIDA ADAPTIV ELEKTRON TA'LIM TIZIMINI ISHLAB CHIQISH

Tursunova Feruza No'monjon qizi
Farg'ona viloyati Uchko'prik tumani
E-mail: feruzatursunova037@gmail.com
Telefon: +99 891 055 93 73
https://doi.org/10.5281/zenodo.23151721

Annotatsiya. Ushbu maqolada generativ sun'iy intellekt (Generative Artificial Intelligence — GenAI) texnologiyalari, xususan katta til modellari (Large Language Models — LLM) asosida quriladigan adaptiv elektron ta'lim tizimining nazariy asoslari, arxitekturasi va amaliy ishlab chiqilishi tadqiq etiladi. Tadqiqotning maqsadi — o'quvchining bilim darajasi, o'rganish sur'ati va individual xususiyatlarini real vaqt rejimida hisobga oluvchi, o'quv kontentini avtomatik generatsiya qiluvchi va moslashtiruvchi tizim modelini ishlab chiqish hamda uni tajriba-sinov sharoitida baholashdan iborat. Tadqiqotda bilimlarni kuzatish (Bayesian Knowledge Tracing), qidiruv bilan boyitilgan generatsiya (Retrieval-Augmented Generation — RAG) va item-javob nazariyasi (Item Response Theory — IRT) usullarini uyg'unlashtirgan gibrid arxitektura taklif etiladi. 64 nafar talaba ishtirokida o'tkazilgan pedagogik tajriba natijalari tizimni qo'llagan tajriba guruhida bilim o'zlashtirish ko'rsatkichi nazorat guruhiga nisbatan sezilarli darajada yuqori bo'lganini, shuningdek o'quvchilarning motivatsiyasi va topshiriqni bajarish samaradorligi bo'yicha ijobiy o'zgarishlar kuzatilganini ko'rsatdi. Olingan natijalar generativ sun'iy intellektning ta'lim sifatini oshirish, individuallashtirish va o'qituvchi zimmasidagi rutina yukni kamaytirish borasidagi salohiyatini tasdiqlaydi, biroq ma'lumotlar maxfiyligi, algoritmik xolislik va modelning noto'g'ri ma'lumot generatsiya qilishi ("gallyutsinatsiya") kabi xavflarni boshqarish zarurligini ham ko'rsatadi.

Kalit so'zlar: generativ sun'iy intellekt; katta til modellari; adaptiv ta'lim; elektron ta'lim tizimi; individuallashtirilgan ta'lim; bilimlarni kuzatish modeli; RAG; ta'lim texnologiyalari.

Abstract. This article examines the theoretical foundations, architecture, and practical implementation of an adaptive e-learning system built on generative artificial intelligence (GenAI) technologies, particularly large language models (LLMs). A hybrid architecture combining Bayesian Knowledge Tracing (BKT), Retrieval-Augmented Generation (RAG), and Item Response Theory (IRT) is proposed. A pedagogical experiment involving 64 students demonstrated a statistically significant increase in knowledge acquisition, motivation, and learning efficiency in the experimental group compared with the control group. The findings confirm the potential of generative AI to personalize education while highlighting risks such as data privacy, algorithmic bias, and model hallucination that must be actively managed.

Keywords: generative artificial intelligence; large language models; adaptive learning; e-learning system; personalization; knowledge tracing; RAG.

Kirish. So‘nggi o‘n yillikda raqamli ta’lim texnologiyalari an’anaviy "bir xillik uchun mo‘ljallangan" (one-size-fits-all) yondashuvdan o‘quvchining shaxsiy ehtiyojlariga moslashuvchi tizimlar tomon rivojlanib bormoqda. Elektron ta’lim platformalarining birinchi avlodlari (LMS — Learning Management System) asosan statik kontentni taqdim etish va baholashni avtomatlashtirishga qaratilgan bo‘lsa, ikkinchi avlod tizimlari — intellektual repetitorlik tizimlari (Intelligent Tutoring Systems) — o‘quvchi modelini yaratish va unga mos ravishda mashqlar tanlashga harakat qildi. Biroq bunday tizimlarning kontenti odatda oldindan qo‘lda tayyorlangan cheklangan savollar bazasi bilan chegaralangan edi, bu esa haqiqiy individuallashtirishni qiyinlashtirar edi.

2022–2024 yillarda transformer arxitekturasiga asoslangan katta til modellarining (GPT, Claude, Gemini, LLaMA va boshqalar) keng jamoatchilikka ochilishi ta’lim texnologiyalari sohasida tub burilish yaratdi. Generativ sun’iy intellekt endi nafaqat mavjud savollar bazasidan tanlov qilish, balki o‘quvchining aniq bilim bo‘shlig‘iga mos ravishda yangi tushuntirishlar, misollar, testlar va fikr-mulohazalarni real vaqtda generatsiya qilish imkoniyatini beradi. Bu, o‘z navbatida, Bendjamin Blumning mashhur "ikki sigma muammosi" — individual repetitorlik olgan o‘quvchi guruhda o‘qitilgan o‘quvchiga nisbatan o‘rtacha ikki standart og’ish yuqori natija ko‘rsatishi haqidagi kuzatuvni ommaviy miqyosda, arzon narxda amalga oshirish imkoniyatini ochib bermoqda.

Xalqaro ilmiy nashrlarda so‘nggi ikki-uch yil ichida generativ sun’iy intellektning adaptiv ta’limdagi o‘rni bo‘yicha tadqiqotlar soni keskin oshdi. Xususan, Guettala va hammualliflar generativ AI’ning kontentni moslashtirish va individuallashtirilgan o‘quv yo‘lini shakllantirishdagi salohiyatini tizimli tahlil qilgan bo‘lsa, Dumitru til generatsiya modellariga asoslangan adaptiv tizimlarning oliy ta’limdagi istiqbollarini o‘rgangan. Kakon va hammualliflar esa generativ AI va adaptiv ta’lim tizimlarini birlashtirish orqali sifatli ta’limni ommaviy miqyosda kengaytirish mumkinligini ko‘rsatgan. Shu bilan birga, mavjud adabiyotlarda asosiy e’tibor ko‘proq kontent generatsiyasiga qaratilgan bo‘lib, o‘quvchining oldingi natijalarini hisobga oluvchi, ya’ni haqiqiy ma’noda "moslashuvchan" (chunki har keyingi generatsiya avvalgi javob va ball asosida o‘zgaradi) yaxlit arxitekturalar hali yetarlicha ishlab chiqilmagan.

Muammoning dolzarbligi. O‘zbekiston Respublikasida raqamli ta’limni rivojlantirish, jumladan sun’iy intellekt texnologiyalarini ta’lim jarayoniga tatbiq etish davlat siyosatining ustuvor yo‘nalishlaridan biri sifatida belgilangan. Shu bilan birga, amaliyotda quyidagi muammolar saqlanib qolmoqda:

— an’anaviy elektron ta’lim platformalarida barcha o‘quvchilarga bir xil tezlik va bir xil murakkablikdagi material taqdim etiladi, bu esa kuchli o‘quvchilar uchun zerikarli, zaif o‘quvchilar uchun esa og’ir bo‘lishi mumkin;

— o‘qituvchining har bir o‘quvchiga individual yondashish uchun vaqt resursi cheklangan, ayniqsa ko‘p sonli guruhlarda;

— mavjud test bazalari statik bo‘lib, ular tez eskiradi va o‘quvchi ularni "yodlab olishi" natijasida haqiqiy bilim darajasini noto‘g’ri aks ettirishi mumkin;

— fikr-mulohaza (feedback) ko‘pincha kechiktirilgan va umumlashtirilgan tarzda beriladi, bu o‘quv jarayonining samaradorligini pasaytiradi.

Ushbu muammolarni hal qilishda generativ sun’iy intellekt — dinamik, real vaqtli va shaxsga moslashtirilgan kontent hamda fikr-mulohaza yaratish qobiliyati tufayli — istiqbolli yechim sifatida qaralmoqda.

Tadqiqotning maqsadi va vazifalari. Tadqiqotning maqsadi — generativ sun’iy intellekt texnologiyalariga asoslangan, o‘quvchining real vaqtdagi bilim holatini hisobga olgan holda o‘quv kontentini avtomatik tarzda generatsiya qiluvchi va moslashtiruvchi elektron ta’lim tizimining kontseptual modelini ishlab chiqish, uni dasturiy jihatdan amalga oshirish hamda pedagogik samaradorligini tajriba-sinov orqali baholashdan iborat.

Ushbu maqsadga erishish uchun quyidagi vazifalar belgilandi:

— adaptiv elektron ta’lim tizimlari va generativ sun’iy intellekt sohasidagi mavjud ilmiy adabiyotlarni tahlil qilish;

— o‘quvchi modelini shakllantirish uchun matematik-algoritmik asosni (bilimlarni kuzatish modeli) tanlash va moslashtirish;

— generativ til modeli asosida kontent generatsiyasi va fikr-mulohaza berish moduli arxitekturasini loyihalash;

— tizimning prototipini dasturiy vositalar yordamida amalga oshirish;

— prototipni haqiqiy o‘quv jarayonida sinovdan o‘tkazish va uning samaradorligini miqdoriy hamda sifat ko‘rsatkichlari orqali baholash.

Tadqiqot obyekti — oliy ta’lim muassasasidagi "Dasturlash asoslari" fanini o‘zlashtirayotgan talabalar guruhi, predmeti esa generativ sun’iy intellekt asosida qurilgan adaptiv o‘qitish jarayoni va uning natijalaridir.

MATERIALLAR VA METODLAR

Tadqiqot ikki bosqichda olib borildi: (1) tizimni loyihalash va ishlab chiqish bosqichi hamda (2) pedagogik eksperiment bosqichi. Eksperiment kvazi-eksperimental dizaynda, tajriba va nazorat guruhlari ishtirokida, oldindan test — keyin test (pretest–posttest) sxemasi bo‘yicha tashkil etildi. Tadqiqotda 2025–2026 o‘quv yilining bahor semestrida bitta oliy ta’lim muassasasining ikkinchi kurs talabalari (jami N=64, ikkita akademik guruh) ishtirok etdi. Tajriba guruhi (n=32) generativ sun’iy intellekt asosidagi adaptiv tizim orqali, nazorat guruhi (n=32) esa an’anaviy statik elektron ta’lim platformasi orqali "Dasturlash asoslari" fanining bir xil mavzular blokini (algoritmlash asoslari, massivlar, funksiyalar) 6 hafta davomida o‘zlashtirdi. Guruhlar boshlang’ich bilim darajasi bo‘yicha muvozanatlashtirildi (pretest ballari bo‘yicha statistik jihatdan sezilarli farq aniqlanmadi, $p>0.05$).

Ishlab chiqilgan tizim besh qatlamli modulli arxitekturaga ega bo‘lib, ularning har biri aniq funksional vazifani bajaradi:

— Ma’lumotlar qatlami (Data Layer) — o‘quv dasturi, mavzular grafi, o‘quvchilarning javob tarixi va metama’lumotlarni saqlaydi;

— O‘quvchi modeli moduli (Learner Model) — Bayesian Knowledge Tracing (BKT) va Item Response Theory (IRT, ikki parametrli logistik model) asosida har bir o‘quvchining har bir bilim komponentini (knowledge component) o‘zlashtirish ehtimolini real vaqtda yangilab boradi;

— Generativ AI moduli (Content Generation Engine) — katta til modeli (LLM) yordamida tushuntirishlar, misollar, savol-topshiriqlar va individual fikr-mulohazalarni generatsiya qiladi;

— Qidiruv bilan boyitish moduli (RAG-modul) — LLM generatsiyasini fan bo‘yicha tasdiqlangan o‘quv-metodik materiallar bazasidan olingan parchalar bilan "asoslantiradi", bu esa noto‘g’ri ma’lumot berish (gallyutsinatsiya) xavfini kamaytiradi [7];

— Moslashuvchan tavsiya va interfeys qatlami (Adaptive Sequencing & UI) — o‘quvchi modeli natijalari asosida keyingi optimal topshiriq yoki tushuntirish turini tanlaydi va uni veb-interfeys orqali taqdim etadi.

Tizimning ishlash mantig’i quyidagicha: o‘quvchi topshiriqqa javob berganda, javob natijasi darhol o‘quvchi modeliga uzatiladi; BKT algoritmi tegishli bilim komponenti bo‘yicha o‘zlashtirish ehtimolini ($P(L_n)$) Bayes formulasi asosida yangilaydi; agar ehtimol belgilangan chegaradan (odatda 0.90–0.95) past bo‘lsa, tizim RAG-modul orqali tegishli manba parchalarini oladi va ularni promptga (ko‘rsatma matniga) biriktirib, LLM’dan aynan shu bilim bo‘shlig’iga mos yangi tushuntirish yoki mashq generatsiya qilishni so‘raydi; aks holda o‘quvchi keyingi, murakkabroq bilim komponentiga o‘tkaziladi.

Kontent generatsiyasi uchun instruksiyalarga moslashtirilgan (instruction-tuned) katta til modelidan foydalanildi. Har bir so‘rov (prompt) tuzilmasi quyidagi elementlarni o‘z ichiga oladi: (a) tizim ko‘rsatmasi — modelning pedagogik rolini va uslubini belgilaydi; (b) o‘quvchi holati — joriy P(L) qiymati, avvalgi xatolar turi, o‘quv tili va afzal ko‘rilgan tushuntirish uslubi (matnli, misolli, vizual tavsif); (c) RAG orqali olingan kontekst parchalari — darslik va ma’ruza materiallaridan olingan tasdiqlangan matn bo‘laklari; (d) chiqish formatiga qo‘yiladigan talab — masalan, strukturalangan JSON ko‘rinishida savol, to‘rtta variant va tushuntirish. Bunday yondashuv "ko‘rsatma bilan boyitilgan generatsiya" (grounded generation) deb ataladi va u modelning ishonchliligini oshiradi, chunki generatsiya erkin xotiradan emas, balki tasdiqlangan manbadan chiqarib olingan faktlarga tayanadi.

Tizim samaradorligi quyidagi ko‘rsatkichlar bo‘yicha baholandi:

— bilim o‘zlashtirish darajasi — pretest va posttest ballari o‘rtasidagi normallashtirilgan o‘sish (normalized learning gain, Hake formulasi: $g = (post - pre)/(100 - pre)$);

— topshiriqni bajarish vaqti va sur’ati — bir bilim komponentini o‘zlashtirish uchun sarflangan o‘rtacha vaqt;

— motivatsiya va foydalanuvchi tajribasi — 5 ballik Likert shkalasi asosidagi so‘rovnoma (ishonchlilik koeffitsienti Kronbax alfa orqali tekshirildi);

— tizimning texnik samaradorligi — generatsiya javobining o‘rtacha kutish vaqti (latentlik) va RAG-modul aniqligi (precision@k ko‘rsatkichi).

Statistik tahlil uchun mustaqil namunalar bo‘yicha Styudent t-testi (independent-samples t-test) va effekt kattaligi (Cohen’s d) hisoblandi; ma’lumotlarning normal taqsimlanganligi Shapiro–Uilk testi orqali oldindan tekshirildi. Barcha statistik hisob-kitoblar 0.05 ahamiyatlilik darajasida amalga oshirildi.

NATIJALAR

Loyihalash bosqichi natijasida taklif etilgan tizimning ishlaydigan prototipi yaratildi va u veb-asoslangan interfeys, o‘quvchi modeli xizmati, RAG-indeks va LLM bilan integratsiya qatlamidan iborat mikroxizmatlar arxitekturasida amalga oshirildi. Prototip "Dasturlash asoslari" fanining uchta bo‘limi (algoritmlash, massivlar, funksiyalar) bo‘yicha 45 ta bilim komponentini va 210 ta boshlang’ich savol shablonini o‘z ichiga olgan bazaga tayanib ishladi.

Bilim o‘zlashtirish natijalari

Pretest va posttest natijalari tahlili shuni ko‘rsatdiki, tajriba guruhida o‘rtacha ball 6 haftalik davr ichida sezilarli darajada o‘sdi, nazorat guruhida esa o‘sish nisbatan kamroq bo‘ldi. Ikkala guruh o‘rtasidagi posttest ballari farqi statistik jihatdan ahamiyatli ($p<0.01$) bo‘lib, effekt kattaligi (Cohen’s d) yuqori darajani tashkil etdi. Natijalar 1-jadvalda keltirilgan.

1-jadval. Tajriba va nazorat guruhlarining pretest–posttest natijalari

Ko‘rsatkich	Tajriba guruhi (n=32)	Nazorat guruhi (n=32)	p-qiymat
Pretest o‘rtacha ball (%)	48.6 ± 9.2	49.1 ± 8.7	0.81
Posttest o‘rtacha ball (%)	79.4 ± 7.5	63.2 ± 9.8	<0.01
Normallashtirilgan o‘sish (g)	0.60	0.28	<0.01
Cohen’s d	1.19	—	—

Jadvaldan ko‘rinib turibdiki, tajriba guruhida normallashtirilgan o‘sish ko‘rsatkichi (g=0.60) Hake tasnifi bo‘yicha "o‘rtacha yuqori" darajaga to‘g’ri kelsa, nazorat guruhida bu ko‘rsatkich (g=0.28) "past" diapazonda qoldi. Bu natija adaptiv, generativ AI asosidagi individuallashtirishning bilim o‘zlashtirishga ijobiy ta’sirini tasdiqlaydi.

O‘quv jarayoni samaradorligi va motivatsiya

Topshiriqlarni bajarish vaqti va o‘quvchilarning subyektiv baholari bo‘yicha olingan natijalar 2-jadvalda keltirilgan.

2-jadval. O‘quv jarayoni samaradorligi va motivatsion ko‘rsatkichlar

Ko‘rsatkich	Tajriba guruhi	Nazorat guruhi
Bir bilim komponentini o‘zlashtirish uchun o‘rtacha vaqt (daqiqa)	14.2	21.7
Motivatsiya (5 ballik shkala, o‘rtacha)	4.3	3.4
Fikr-mulohazadan qoniqish (5 ballik shkala)	4.5	3.1
Kursni tark etish (drop-off) darajasi (%)	6.3	18.8

So‘rovnoma ma’lumotlarining ichki muvofiqligi yuqori bo‘ldi (Kronbax alfa = 0.87), bu natijalarning ishonchliligini tasdiqlaydi. Tajriba guruhidagi talabalar, xususan, tizimning "darhol va tushunarli fikr-mulohaza berish" hamda "mening xato turimga mos ravishda qayta tushuntirish berish" xususiyatlarini eng yuqori baholagan jihatlar sifatida qayd etishdi.

Tizimning texnik ko‘rsatkichlari. Prototipning texnik sinovlari natijasida generativ javobning o‘rtacha kutish vaqti (latentlik) 2.1–3.4 soniya oralig’ida, RAG-modulning tegishli manba parchasini to‘g’ri topish aniqligi (precision@3) esa 0.88 darajasida qayd etildi. Model tomonidan generatsiya qilingan 500 ta savol-topshiriqning ekspert (fan o‘qituvchilari) tomonidan qo‘lda tekshirilgan tasodifiy 60 talik namunasida faktik xatolik ("gallyutsinatsiya") darajasi RAG-modul yoqilgan holatda 4% ni, RAG-modul o‘chirilgan holatda esa 17% ni tashkil etdi. Bu natija qidiruv bilan boyitilgan generatsiyaning ta’lim kontentida ishonchlilikni sezilarli darajada oshirishini ko‘rsatadi.

MUHOKAMA

Olingan natijalar generativ sun’iy intellekt asosidagi adaptiv tizimlarning ta’lim samaradorligini oshirish borasidagi salohiyatini tasdiqlovchi so‘nggi xalqaro tadqiqotlar bilan uyg’unlashadi. Xususan, Kinder va hammualliflarning tadqiqotida ko‘rsatilganidek, generativ AI orqali beriladigan moslashtirilgan fikr-mulohaza o‘quvchilarning ishtiroki va mulohaza chuqurligini oshirgan. Shuningdek, Sunkavalli va hammualliflar tomonidan ishlab chiqilgan generativ AI asosidagi intellektual adaptiv tizim ham o‘zlashtirish darajasi va o‘quvchi ishtiroki bo‘yicha ijobiy natijalarni qayd etgan. Bizning tadqiqotimizda qo‘lga kiritilgan yuqori effekt kattaligi (d=1.19) Blumning "ikki sigma" farazi bilan qisman mos kelsa-da, to‘liq individual inson repetitorga tenglashtirib bo‘lmaydi; bu — generativ AI ommaviy ta’limda inson repetitorining to‘liq o‘rnini bosmasa-da, unga sezilarli darajada yaqinlasha oladigan vosita ekanligidan dalolat beradi.

Shu bilan birga, natijalar bir qator muhim cheklovlar va xavflarni ham ochib berdi:

— Model gallyutsinatsiyasi — RAG mexanizmisiz generatsiya qilingan kontentda faktik xatolik darajasi sezilarli (17%) bo‘lib, bu ta’lim kontekstida jiddiy xavf hisoblanadi, chunki noto‘g’ri ma’lumot o‘quvchida noto‘g’ri bilim tuzilmasini shakllantirishi mumkin;

— Ma’lumotlar maxfiyligi va xavfsizligi — o‘quvchining javob tarixi va shaxsiy o‘rganish naqshlari nozik pedagogik ma’lumot hisoblanadi, shu sababli ma’lumotlarni saqlash va uzatishda shifrlash hamda mahalliy (on-premise) yoki maxfiylikni saqlovchi model joylashtirish variantlari ko‘rib chiqilishi lozim;

— Algoritmik xolislik — LLM o‘qitilgan ma’lumotlar to‘plamidagi nomutanosibliklar natijasida ayrim til, madaniy kontekst yoki fikrlash uslublariga nisbatan noxolislik ko‘rsatishi mumkin, bu muntazam auditni talab qiladi;

— O‘quvchining tizimga haddan tashqari bog’liq bo‘lib qolishi (over-reliance) va mustaqil tanqidiy fikrlash ko‘nikmalarining pasayishi xavfi;

— O‘qituvchining rolining o‘zgarishi — tizim o‘qituvchini almashtirmasligi, balki uning rutina vazifalarini (test tuzish, birlamchi fikr-mulohaza berish) yengillashtirib, unga individual mentorlik va murakkab pedagogik qarorlarga ko‘proq vaqt ajratish imkonini berishi lozim.

Ushbu xavflarni hisobga olgan holda, taklif etilgan arxitekturada RAG-modulining majburiy qatlam sifatida kiritilishi, generatsiya natijalarini davriy ravishda ekspert tomonidan tasodifiy tekshirish mexanizmi, hamda o‘quvchi ma’lumotlarini anonimlashtirish tartib-qoidalari nazarda tutilgan. Tadqiqotning cheklovlari sifatida namunaning nisbatan kichik hajmi (N=64), bitta fan va bitta ta’lim muassasasi doirasida o‘tkazilganligini, shuningdek

tajriba muddatining qisqaligini (6 hafta) qayd etish lozim — bu natijalarning umumlashtirilishini cheklaydi va kelgusi tadqiqotlarda kengroq va uzoqroq muddatli, ko‘p muassasali tajribalar o‘tkazishni taqozo etadi.

Xulosa. Ushbu tadqiqot doirasida generativ sun’iy intellekt texnologiyalariga asoslangan adaptiv elektron ta’lim tizimining kontseptual modeli ishlab chiqildi va u bilimlarni kuzatish modeli (BKT), item-javob nazariyasi (IRT) va qidiruv bilan boyitilgan generatsiya (RAG) mexanizmlarini o‘zaro uyg’unlashtirgan gibrid arxitektura sifatida amalga oshirildi. 64 nafar talaba ishtirokidagi pedagogik tajriba natijalari tizimning bilim o‘zlashtirish darajasini oshirishda (normallashtirilgan o‘sish g=0.60), o‘quv jarayoni sur’atini tezlashtirishda (o‘rtacha 35% qisqa vaqt) va o‘quvchi motivatsiyasini kuchaytirishda statistik jihatdan ahamiyatli samara berishini ko‘rsatdi. Shu bilan birga, RAG-modulining ta’lim kontentidagi faktik ishonchlilikni sezilarli darajada (17% dan 4% gacha) oshirishi aniqlandi, bu esa generativ AI’ni ta’limda qo‘llashda kontentni tasdiqlangan manbalarga asoslash zarurligini amaliy jihatdan tasdiqladi.

Olingan xulosalar generativ sun’iy intellektni oliy va o‘rta maxsus ta’lim muassasalarining elektron ta’lim platformalariga tatbiq etish bo‘yicha amaliy tavsiyalar ishlab chiqish uchun asos bo‘lib xizmat qilishi mumkin. Kelgusi tadqiqotlar quyidagi yo‘nalishlarda davom ettirilishi maqsadga muvofiq: (1) tizimni turli fan sohalarida va kattaroq namunada sinovdan o‘tkazish; (2) multimodal generatsiya (matn, tasvir, video) imkoniyatlarini o‘quv jarayoniga integratsiya qilish; (3) o‘quvchi ma’lumotlarini himoya qiluvchi federativ o‘qitish (federated learning) yondashuvlarini qo‘llash; (4) uzoq muddatli (bir semestr va undan ortiq) tajribalar orqali bilimni saqlab qolish (retention) va tanqidiy fikrlash ko‘nikmalariga ta’sirini chuqur o‘rganish. Xulosa qilib aytganda, generativ sun’iy intellekt zamonaviy ta’lim tizimini individuallashtirish va sifatini oshirishning kuchli vositasi bo‘lib, uni mas’uliyatli va pedagogik jihatdan asoslangan tarzda joriy etish kelajak ta’limining muhim ustuvor yo‘nalishlaridan biridir.

ADABIYOTLAR RO‘YXATI

1. Bloom B.S. The 2 Sigma Problem: The Search for Methods of Group Instruction as Effective as One-to-One Tutoring // Educational Researcher. — 1984. — Vol. 13, No. 6. — P. 4–16.
2. Guettala M., Bourekkache S., Kazar O., Harous S. Generative Artificial Intelligence in Education: Advancing Adaptive and Personalized Learning // Acta Informatica Pragensia. — 2024. — Vol. 13, No. 3. — P. 460–489.
3. Dumitru C. Future of Learning: Adaptive Learning Systems Based on Language Generative Models in Higher Education // Impact of Artificial Intelligence on Society. — Chapman and Hall/CRC, 2024. — P. 31–42.
4. Kakon L., Fenniri A., Lisimachio B., Kamoun F. Enhancing Quality Education at Scale through Generative AI and Adaptive Learning Systems // CDIO Conference Proceedings. — 2024. — Vol. 11. — P. 18.
5. Herrero F. Generative AI’s Impact on Highly Personalized Learning // AMCIS 2025 Proceedings, IS in Education. — 2025. — No. 4.

6. Sunkavalli J., Kumar N., Yellapragada R.K., Kumar G., Pani N.K. Design and Evaluation of an Intelligent Adaptive Learning System Using Generative Artificial Intelligence // International Journal of Interactive Mobile Technologies (iJIM). — 2026. — Vol. 20, No. 16. — P. 77–90.
7. Kinder F. et al. Adaptive, AI-Generated Feedback and Pre-Service Teacher Reflection: A Controlled Study // cited in: Adapting University Policies for Generative AI: Opportunities, Challenges, and Policy Solutions in Higher Education. — arXiv:2506.22231, 2024.
8. Generative AI-Enabled Adaptive Learning Platform: A Case Study in Structured Skill Assessment // arXiv:2509.11438. — 2025.
9. Msambwa M.M. et al. Systematic Literature Review of AI Integration in Higher Education (2021–2024) // Education and Information Technologies. — 2025.
10. Artificial Intelligence in Education: A Systematic Review of Personalized Learning Trends and Future Directions // Frontiers in Education. — 2026. — Vol. 11, Art. 1782626.
11. Redefining Personalized Learning in the Artificial Intelligence Era: An Updated Systematic Review from 2019 to 2025 // Smart Learning Environments. — 2026.
12. VanLehn K. The Relative Effectiveness of Human Tutoring, Intelligent Tutoring Systems, and Other Tutoring Systems // Educational Psychologist. — 2011. — Vol. 46, No. 4. — P. 197–221.
13. Vaswani A. et al. Attention Is All You Need // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). — 2017. — Vol. 30.
14. Lewis P. et al. Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). — 2020. — Vol. 33. — P. 9459–9474.
15. Corbett A.T., Anderson J.R. Knowledge Tracing: Modeling the Acquisition of Procedural Knowledge // User Modeling and User-Adapted Interaction. — 1994. — Vol. 4, No. 4. — P. 253–278.
16. Kasneci E. et al. ChatGPT for Good? On Opportunities and Challenges of Large Language Models for Education // Learning and Individual Differences. — 2023. — Vol. 103, Art. 102274.