ISNN 3030-3907

2026
JUNE
ISSUE - 6
VOLUME -2

DEVELOPMENT OF SCIENCE

scientific journal



Development of science

Ilmiy jurnal

IYUN 2026
Issue - 6, VOLUME – 2

ISSN 3030 -3907

Ilmiy jurnal OAK rayosatining 2024 yil 27 sentabrdagi 361-son qaroriga asosan 02.00.00 kimyo fanlari hamda 2025 yil 12 fevral 367- son qaroriga asosan 05.00.00 texnika fanlari bo‘yicha falsafa doktori (PhD) va fan doktori (DSc) ilmiy darajasiga talabgorlarning dissertatsiya ishlari yuzasidan dissertatsiyalari asosiy ilmiy natijalarini chop etish tavsiya etilgan milliy ilmiy nashrlar ro‘yxatiga kiritilgan.

BOSH MUHARRIR:
Temirov Alisher Hoshim o‘g‘li – texnika fanlari falsafa doktori (PhD),Dotsent.
TAHRIRIYAT KENGASH RAISI:
Fozilov Sadriddin Fayzullayevich – texnika fanlari doktori, professor
TAHRIRIYAT KENGASH A’ZOLARI

TEXNIKA FANLARI/ TECHNICAL SCIENCES/ ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ

Bozorov G‘ayrat Rashidovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor
Abdurahmonov Olim Rustamovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor
Adizov Bobur Zamirovich
O‘zbekiston Respublikasi Fanlar akademiyasi Umumiy va noorganik kimyo instituti, professor
Hayitov Ruslan Rustamjonovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor
Jumayev Qayum Karimovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor.
Berdiyev Dorob Murodovich
Islom Karimov nomidagi Toshkent Davlat Texnika Universiteti, professor
Maxmudov Rafiq Amonovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor.
Tilloyev Lochin Ismatilloyevich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Raxmonov Qahramon Sanakulovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Barakayev Nusratullo Rajabovich
Islom Karimov nomidagi Toshkent Davlat Texnika Universiteti, professor.
Jo‘rayev Xayrullo Fayziyevich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor.
Panoyev Erali Rajabboyevich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Ataullayev Sherzod Nabiullyevich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Murodov Malik Negmurodovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Axmedova Ozoda Bahronovna
Islom Karimov nomidagi Toshkent Davlat Texnika Universiteti.
Safarov Bahri Jumayevich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Xaydarov Axtam Amonovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Safarov Jasur Alijon o‘g‘li
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.

KIMYO FANLARI/ CHEMICAL SCIENCES/ ХИМИЧЕСКИЕ НАУКИ

Axmedov Voxid Nizomovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor
Umarov Baqo Bafoyevich
Buxoro Davlat Universiteti, professor
Kodirov Abduaxad Abduraximovich
Qarshi davlat Universiteti, professor
Qurbonov Mingniqul Jumagulovich
Qarshi davlat Universiteti, dotsent
Turemuratov Sharibay Naurizbaevich
O‘zbekiston Respublikasi Fanlar akademiyasi Qoraqalpog‘iston bo‘limi Bosh ilmiy kotibi, professor
Tursunov Kaxor Shonazarovich
Qarshi davlat Universiteti, professor
Do‘stov Hamro
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor
Panoyev Nodir Shavkatovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Olimov Bobur Bahodir o‘g‘li
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Kasimov Sherzod Abduazimovich
Termiz Davlat Universiteti, professor.
Aliqulov Rustam Valiyevich
Termiz Davlat Universiteti, professor
Tropov Xamza Tursunovich
Samarqand Davlat Universiteti, professor

IQTISODIYOT FANLARI/ ECONOMICS/ ЭКОНОМИЧЕСКИЕ НАУКИ

Nizamov Aslitdin Badreddinovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor.
Boboyev Akmal Choriyevich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor.
Ergashxojayeva Shaxnoza Djasurovna
Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti, professor
Saidaxmedova Nodira Ilxomovna
Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti, professor
Muxsinov Bekzod Toxirovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Shakarov Qulmat Ashirovich
Renessans ta'lim universiteti,dotsent.
Jumaeva Zulfiya Qayumovna
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Norova Salomat Yusupovna
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Avezova Shaxnoza Maxmudjonovna
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Jalilov Jamshid G‘anijonovich
Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti, dotsent
Xasanova Gulruh Djumanazarovna
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.

PEDAGOGIKA FANLARI/ PEDAGOGICAL SCIENCES / ПЕДАГОГИЧЕСКИЕ НАУКИ

Siddiqova Sadoqat G‘afforovna
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Zoyirov Erkin Xalilovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, DSc, professor
Gaffarov Feruz Hasanovich
Puchon Universiteti, *professor*
Ruziyev Davron Yuldashevich
Buxoro Davlat Universiteti, professor
Muradova Firuza Rashidovna
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor.
Yunusova Gulandon Samiyevna
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor.
To‘xtayeva Zebo Sharifovna
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, professor.
Navro‘zova Gulchixra Nigmatovna
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Uzoqova Laylo Polvonovna
Buxoro muhandislik – texnologiya instituti, dotsent.
To‘raqulova Marjona Qiyom qizi
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Muradova Zarina Rashidovna
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Murodov Sanjar Aslonovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent.
Shodiyev Jahongir Jo‘raqulovich
Buxoro Davlat Texnika Universiteti, dotsent
Gaffarov Laziz Hasanovich
Buxoro muhandislik – texnologiya instituti, dotsent.

Tahririyat a’zolarning to‘liq ro‘yxati jurnalning www.devos.uz saytida keltirilgan.

Tahririyat hay’ati a’zolarining tarkibini o‘zgartirish hamda qo‘shimcha kiritish yoki tahririyat a’zoligidan chiqarish bosh muharrir tomonidan amalga oshiriladi.

ISSN 3030-3907

Development of science ilmiy jurnali 2024 yil 15 aprel kuni №256445 sonli guvohnoma bilan Davlat ro‘yxatidan o‘tgan.

To‘plam elektron ko‘rinishda (pdf formatida) mualliflarga taqdim etiladi. To‘plamga kiritiladigan maqolalarning mazmuni, ulardagi statistik ma’lumotlar va me’yoriy hujjatlarning to‘g‘riligiga hamda har qanday fikr - mulohazalarga mualliflarning o‘zlari mas’ul hisoblanadilar. Talablarga javob bermaydigan maqolalar to‘plamga kiritilmaydi. Tashkiliy qo‘mita maqola matnini qisqartirish, qisman tuzatish kiritish, seksiyalarga joylashtirish huquqiga ega.

ISSN 3030-3907

OLIY TA’LIM MUASSASALARIDAGI HETEROGEN MA’LUMOTLARNI INTELLEKTUAL TAHLIL QILISH

Boltayev Jahongir Erkin o‘g‘li
Termiz davlat universiteti tayanch doktoranti
E-mail: B_jahongir@tersu.uz
Tel: +998 97 617 96 96

Annotatsiya. Zamonaviy oliy ta’lim muassasalarida (OTM) HEMIS, o‘qitishni boshqarish tizimlari, hujjat aylanish platformalari hamda video- va audio-xizmatlar format, tuzilish va semantik jihatdan keskin tafovutlanuvchi ma’lumotlar oqimini hosil qiladi. Ushbu heterogen ma’lumotlarning xilma-xilligi an’anaviy hisobot vositalarining tahliliy quvvatini cheklab qo‘yadi. Maqolada OTM ma’lumot manbalarini formal tavsiflashga mo‘ljallangan uchlik bazasidagi matematik model, ETL prinsiplariga asoslangan integratsiya operatori va intellektual tahlil algoritmlarini baholash mezonlari taqdim etilgan. OTM xususiyatlariga moslashtirilgan sintetik dataset asosida (n = 3 856) logistik regressiya, tasodifiy o‘rmon, gradient bo‘sting va chuqur neyron tarmoq modellari 5-fold cross-validation usulida qiyosiy sinovdan o‘tkazilib, XGBoost eng yuqori F1 = 0,893 ± 0,007 qiymatini qayd etgan. Shuningdek, ma’lumotlar suvereniteti talablari sababli xalqaro katta til modellaridan bevosita foydalanishning to‘siqlari tahlil qilinib, on-premise ochiq vaznli modellar, nozik sozlash, federativ o‘qitish va anonimlashtirish protokollaridan iborat besh komponentli lokal yechim asoslangan.

Kalit so‘zlar: heterogen ma’lumotlar, intellektual tahlil, sun’iy intellekt, HEMIS, oliy ta’lim muassasalari, mashinaviy o‘qitish, ma’lumotlar integratsiyasi, XGBoost, federativ o‘qitish, ma’lumotlar suvereniteti.

Аннотация. В современных учреждениях высшего образования (вузах) HEMIS, системы управления обучением, платформы документооборота, видео- и аудиосервисы формируют потоки данных, существенно различающихся по формату, структуре и семантике. Эта гетерогенность ограничивает возможности традиционных средств отчётности. В статье представлены математическая модель формального описания источников данных вуза на основе тройки признаков, ETL-оператор интеграции и критерии оценки алгоритмов интеллектуального анализа. На синтетическом наборе данных (n = 3 856), адаптированном к характеристикам вузов, в сравнении логистической регрессии, случайного леса, градиентного бустинга и глубокой нейронной сети методом 5-fold cross-validation XGBoost показал наивысший F1 = 0,893 ± 0,007. Также проанализированы барьеры прямого использования международных больших языковых моделей в связи с суверенитетом данных и обосновано пятикомпонентное

локальное решение — on-premise открытые модели, тонкая настройка, гибридная архитектура, федеративное обучение и протоколы анонимизации.

Ключевые слова: гетерогенные данные, интеллектуальный анализ, искусственный интеллект, HEMIS, учреждения высшего образования, машинное обучение, интеграция данных, XGBoost, федеративное обучение, суверенитет данных.

Annotation. Modern higher education institutions (HEIs) generate data streams through HEMIS, learning management systems, document management platforms, and video- and audio-services that differ substantially in format, structure, and semantics. This heterogeneity limits the analytical capabilities of traditional reporting tools. The article presents a triple-based mathematical model for the formal description of HEI data sources, an ETL-based integration operator, and evaluation criteria for intelligent analysis algorithms. On a synthetic dataset (n = 3 856) adapted to HEI characteristics, logistic regression, random forest, gradient boosting, and a deep neural network were compared via 5-fold cross-validation, and XGBoost achieved the highest F1 = 0.893 ± 0.007. Barriers to the direct use of international large language models due to data sovereignty are analysed, and a five-component local solution is justified — on-premise open-weight models, fine-tuning, hybrid architecture, federated learning, and anonymisation protocols.

Keywords: heterogeneous data, intelligent analysis, artificial intelligence, HEMIS, higher education institutions, machine learning, data integration, XGBoost, federated learning, data sovereignty.

KIRISH.

Raqamli texnologiyalarning oliy ta’lim sohasiga keng kirib kelishi ma’lumotlar oqimi va xilma-xilligining mislsiz darajada o‘sishiga olib kelmoqda. O‘zbekistonda mazkur jarayon Prezidentning 2020-yil 5-oktabrdagi PF-6079-son farmoni bilan tasdiqlangan “Raqamli O‘zbekiston — 2030” strategiyasi[1] va 2019-yil 8-oktabrdagi PF-5847-son farmoni asosida tasdiqlangan oliy ta’lim 2030 konsepsiyasi[2] doirasida amalga oshirilmoqda.

Islohotlar doirasida HEMIS yagona axborot tizimi[3] deyarli barcha davlat OTMlariga joriy etilib, talabalar kontingenti, akademik faoliyat va o‘quv

[1]O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2020-yil 5-oktabrdagi PF-6079-son “Raqamli O‘zbekiston — 2030” strategiyasi // Qonunchilik ma’lumotlari milliy bazasi, 06.10.2020.

[2]O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2019-yil 8-oktabrdagi PF-5847-son oliy ta’lim 2030 konsepsiyasini tasdiqlash to‘g‘risidagi farmoni.

[3]HEMIS — Higher Education Management Information System. hemis.uz.

ISSN 3030-3907

jarayoniga oid raqamli ko‘rsatkichlarni elektron yig‘ishni ta’minlaydi. Biroq HEMIS — OTM ma’lumotlar ekotizimining bir qismi xolos.

Universitet ichida HEMIS bilan parallel ravishda quyidagi platformalar funksiyonal: o‘qitishni boshqarish tizimlari (LMS — Learning Management System: Moodle, Open edX) kurs kontenti va talabalar faolligi loglarini saqlaydi; elektron hujjat aylanish vositalari (E-XAT va analoglari) administrativ hujjatlarni qayta ishlaydi; kutubxona axborot tizimlari bibliografik va o‘qish statistikasini yig‘adi; video- hamda audio-xizmatlar masofaviy darslar va lingafon mashqlarini arxivlaydi; korporativ kommunikatsiya tizimlari xat-xabar oqimini boshqaradi.

Manbalardan keluvchi ma’lumotlar tabiatan heterogendir (heterogeneous): raqamli (HEMIS reytinglari), matnli (so‘rovnomalar), fayl shaklidagi (hujjatlar), video va audio (darslar), shuningdek yarim-strukturalashgan (LMS loglari). Ushbu manbalarni yagona tahlil maydonida ko‘rib chiqish uchun maxsus matematik apparat va sun’iy intellekt vositalari talab etiladi.

Tadqiqotning amaliy hissasi — O‘zbekiston huquqiy konteksti (O‘RQ-547-son qonun talablari) va texnik sharoitlari uchun federativ-lokal implementatsiya arxitekturasini asoslash hamda heterogen OTM manbalarini tavsiflashda M. Lenzerini va A. Doan apparatlariga tayanuvchi ETL-asosli integratsiya operatorini tatbiq etishdir. Adabiyotda mavjud nazariy apparatlar (GAV/LAV/GLAV, ETL paradigmasi) yaxshi o‘rganilgan bo‘lsa-da, ularning O‘zbekiston OTMlari sharoitida tatbiqi va lokal yechim arxitekturasi yetarlicha yoritilmagan.

Maqolaning maqsadi — OTM ma’lumotlar ekotizimining matematik modelini ishlab chiqish, sun’iy intellekt algoritmlarini qiyosiy baholash va federativ-lokal implementatsiya arxitekturasini taklif etishdan iborat.

ADABIYOTLAR TAHLILI.

Ma’lumotlar integratsiyasi nazariyasi

Heterogen manbalarni birlashtirishning formal-mantiqiy nazariyasi M. Lenzerini klassik ishida bayon etilgan; muallif manba va global sxemalar o‘rtasidagi munosabatlar uchun Global-as-View (GAV), Local-as-View (LAV) va Global-Local-as-View (GLAV) yondashuvlarini ifoda etgan[4]. A. Doan, A. Halevy va Z. Ives monografiyasi integratsiyaning federativ, virtual va materializatsiyalangan paradigmalarini umumlashtiradi[5].

Ta’lim sohasida ma’lumotlar analitikasi

[4]Lenzerini M. Data Integration: A Theoretical Perspective // PODS ’02. — ACM, 2002. — P. 233–246.

[5]Doan A., Halevy A., Ives Z. Principles of Data Integration. — Morgan Kaufmann, 2012.

ISSN 3030-3907

Ta’lim sohasida ma’lumotlar analitikasi alohida tadqiqot yo‘nalishi — ta’lim analitikasi (Learning Analytics) sifatida G. Siemens va P. Long tomonidan shakllantirilgan[6]. Ushbu yo‘nalishning ta’limda ma’lumotlar tog‘-konchiligi (Educational Data Mining, EDM) shoxobchasi C. Romero va S. Ventura ishida[7] rivojlantirilib, 25 yillik tadqiqotlar tahlil ostiga olingan.

Mashinaviy o‘qitish algoritmlari

Ansambl (ensemble) usullari ichida tasodifiy o‘rmon (Random Forest) L. Breiman tomonidan[8], gradient bo‘sting (Gradient Boosting, XGBoost) esa T. Chen va C. Guestrin tomonidan[9] taklif etilgan. Chuqur o‘qitishning (Deep Learning) umumiy asoslari Y. LeCun, Y. Bengio va G. Hinton ishida[10] bayon qilingan.

Katta til modellari va ularning cheklovlari

LLM yo‘nalishi T. Brown va boshqalarning GPT-3 ishi bilan asosiy bosqichga kirgan[11]; R. Bommasani va boshqalar foundation modellar imkoniyatlari va xavf-xatarlarini tizimli tasnif qilgan[12]. Hallyusinatsiya (hallucination) muammosi Z. Ji va boshqalarning sharhiy ishida chuqur tahlil etilgan[13]. Kam resursli tillarda LLMlar samaradorligi pasayishi MEGA benchmarki orqali empirik tarzda tasdiqlangan[14].

O‘zbekiston huquqiy maydonida shaxsiy ma’lumotlarni qayta ishlash O‘RQ-547-son qonun[15], Yevropa Ittifoqida esa GDPR me’yorlari[16] orqali tartibga solinadi.

---

[6]Siemens G., Long P. Penetrating the Fog // EDUCAUSE Review. — 2011. — Vol. 46, No. 5.

[7]Romero C., Ventura S. Educational data mining and learning analytics // WIREs DMKD. — 2020. — Vol. 10, No. 3.

[8]Breiman L. Random Forests // Machine Learning. — 2001. — Vol. 45, No. 1. — P. 5–32.

[9]Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System // KDD ’16. — ACM, 2016. — P. 785–794.

[10]LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning // Nature. — 2015. — Vol. 521. — P. 436–444.

[11]Brown T. et al. Language Models are Few-Shot Learners // NeurIPS 2020. — Vol. 33.

[12]Bommasani R. et al. On the Opportunities and Risks of Foundation Models. — arXiv:2108.07258, 2021.

[13]Ji Z. et al. Survey of Hallucination in NLG // ACM Computing Surveys. — 2023. — Vol. 55, No. 12.

[14]Ahuja K. et al. MEGA: Multilingual Evaluation of Generative AI on 70 Typologically Diverse Languages // EMNLP 2023. — ACL, 2023. — Section 5 (Cross-lingual Performance Gap).

[15]O‘zbekiston Respublikasining 2019-yil 2-iyuldagi O‘RQ-547-son “Shaxsga doir ma’lumotlar to‘g‘risida”gi qonuni.

[16]General Data Protection Regulation (EU) 2016/679. — OJEU, L 119, 4.5.2016.

ISSN 3030-3907

Adabiyotlar tahlili shuni ko‘rsatadiki, nazariy apparatlar (ma’lumotlar integratsiyasi, ML algoritmlari, federativ o‘qitish) xorijiy adabiyotda yaxshi o‘rganilgan; biroq ularni O‘zbekiston OTMlari kontekstida — mahalliy huquqiy talablar va texnik sharoitlarga moslashtirib — tatbiq etish bo‘yicha tizimli ishlar yetarli emas. Mazkur tadqiqot shu amaliy bo‘shliqni to‘ldirishga qaratilgan.

TADQIQOT METODOLOGIYASI.

Tadqiqot metodologiyasi pragmatik falsafiy yondashuvga tayanib, formal-matematik va eksperimental usullarni birlashtiruvchi aralash (mixed methods) dizaynni qabul qiladi. Quyida heterogen ma’lumotlar va ularni tahlil qilish jarayonining matematik formalizatsiyasi keltiriladi.

Manbalar va heterogenlik shartining ta’rifi

Manbalar to‘plamini quyidagicha belgilaymiz:

$$D = \{ D_1, D_2, \ldots, D_n \}, \quad (1)$$

Har bir manba uchlik orqali tavsiflanadi:

$$D_i = \langle S_i, F_i, \sigma_i \rangle, \quad (2)$$

bu yerda S_i — sxema (schema), F_i — format, σ_i — semantik anglatma. Format chekli to‘plami:

$$F = \{ f_{num}, f_{txt}, f_{doc}, f_{vid}, f_{aud}, f_{str} \}. \quad (3)$$

Bu yerda f_{num} — raqamli, f_{txt} — matnli, f_{doc} — hujjat, f_{vid} — video, f_{aud} — audio, f_{str} — yarim-strukturalashgan ma’lumot. D to‘plam heterogen deyiladi, qachonki

$$\exists\, i, j : (S_i \neq S_j) \vee (F_i \neq F_j) \vee (\sigma_i \neq \sigma_j). \quad (4)$$

Integratsiya operatori

M. Lenzerini taklif etgan yondashuvga muvofiq[17], manba va global sxemalar o‘rtasidagi munosabatlarni uchta paradigma orqali tashkil etish mumkin: Global-as-View (GAV) — global sxemaning har bir elementi manba sxemalarining ko‘rinishi sifatida ifoda etiladi; Local-as-View (LAV) — har bir manba global sxemaning ko‘rinishi sifatida tasvirlanadi; va Global-Local-as-View (GLAV) — ikki yondashuvning kombinatsiyasi. Hozirgi tadqiqotda OTM kontekstida ko‘plab manba qo‘shilishi va o‘chirilishi mumkinligi sababli LAV paradigmasi qabul qilindi: HEMIS, Moodle, kutubxona ATI va h.k. mustaqil manbalar sifatida global sxema (data warehouse) ga taalluqli ko‘rinishlar bilan tavsiflanadi. Bunday yondashuvda manbalarni global sxemaga aks ettiruvchi operator quyidagicha aniqlanadi:

$$I : D_1 \times \ldots \times D_n \rightarrow D_G, \quad (5)$$

ISSN 3030-3907

uni ETL bosqichlari (Extract — Transform — Load) kompozitsiyasi sifatida yozish mumkin:

$$I = L \circ T \circ E. \quad (6)$$

Tasniflash modeli va metrikalar

Talabaning xususiyat vektori va maqsadli o‘zgaruvchisi:

$$X \in \mathbb{R}^d, \quad y \in \{0, 1\}. \quad (7)$$

Tasniflash (classification) modeli:

$$\hat{y} = f(X; \theta). \quad (8)$$

Gradient bo‘sting (XGBoost) modelining maqsad funksiyasi[18]:

$$L(\theta) = \Sigma_i \, \ell(y_i, \hat{y}_i) + \Sigma_k \, \Omega(f_k), \quad (9)$$

$$\Omega(f) = \gamma T + \tfrac{1}{2} \lambda \, \|w\|^2. \quad (10)$$

TP, TN, FP, FN — chalkashlik matritsasi (confusion matrix) elementlari deylik. U holda baholash mezonlari:

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN), \quad (11)$$

$$Precision = TP / (TP + FP), \quad (12)$$

$$Recall = TP / (TP + FN), \quad (13)$$

$$F1 = 2 \cdot Precision \cdot Recall / (Precision + Recall). \quad (14)$$

Eksperimentning konfiguratsiyasi

Eksperiment 5-fold stratifikatsiyalashgan cross-validation usulida o‘tkazildi; ma’lumotlar train/test = 85/15 nisbatida ajratildi, CV faqat training qismida bajarildi. Giperparametrlar empirik tarzda tanlandi (qiymatlar Muhokama va natijalar bo‘limida keltirilgan). Hisob-kitoblar Python 3.12, scikit-learn 1.8 va XGBoost 3.2 muhitida, random seed = 42 bilan amalga oshirildi.

MUHOKAMA VA NATIJALAR.

Heterogen manbalarning empirik tasnifi

(2)–(3) formulalar asosida o‘rganilgan ma’lumot platformalari 1-jadvalda umumlashtirilgan.

1-jadval

Otmdagi heterogen ma’lumot platformalari

№	Platforma	Ma’lumot turi (F)	Tarkibi va format	Tuzilish (S)
1	HEMIS	Raqamli (f_num)	Reyting, kreditlar, davomat; SQL/REST API	Strukturalashgan

[18]Chen T., Guestrin C. XGBoost. — P. 786, Eq. 1.

ISSN 3030-3907

№	Platforma	Ma’lumot turi (F)	Tarkibi va format	Tuzilish (S)
2	Moodle / LMS	Aralash (f_str + f_txt)	Faollik loglari, forum; JSON/XML	Yarim-strukturalashgan
3	E-XAT	Fayl (f_doc)	Buyruqlar, hisobotlar; PDF/DOCX	Strukturalashmagan
4	Video xizmati	Video (f_vid)	Onlayn darslar; MP4/WebM	Strukturalashmagan
5	Lingafon	Audio (f_aud)	Talaffuz mashqlari; MP3/WAV	Strukturalashmagan
6	Kutubxona ATI	Matnli + raqamli	Bibliografik yozuvlar; MARC/SQL	Strukturalashgan
7	So‘rovnomalar	Matnli (f_txt)	Erkin matnli javoblar; CSV	Aralash
8	Korporativ pochta	Matnli + fayl	Xat-xabarlar; IMAP	Yarim-strukturalashgan

Manba: muallif tomonidan tizimlashtirildi.

Jadvaldan ko‘rinadiki, HEMIS asosan raqamli ko‘rsatkichlarni (f_{num}) relyatsion bazada saqlasa, Moodle LMS yarim-strukturalashgan loglarni (f_{str}) JSON/XML formatida arxivlaydi. Hujjat aylanish tizimlari fayl shaklidagi ma’lumotlarni (f_{doc}) qayta ishlasa, video va audio xizmatlar mos ravishda f_{vid} va f_{aud} formatlarini saqlaydi. Bu xilma-xillik (4) shartni qondiradi va integratsion model talabini asoslaydi.

Mashinaviy o‘qitish algoritmlarining qiyosiy baholash

(8)–(10) bo‘yicha tuzilgan modellar talabaning akademik muvaffaqiyatini (target o‘zgaruvchi: semestr yakuniga muvaffaqiyatli o‘tish, $y \in \{0, 1\}$) bashorat qilish vazifasida sinovdan o‘tkazildi. Metodologiyaning empirik validatsiyasi uchun OTM ma’lumot manbalarining tipik xususiyatlariga moslashtirilgan sintetik dataset qo‘llanildi[19]: dataset *scikit-learn* kutubxonasining

[19]Metodologiyaning empirik validatsiyasi uchun OTM xususiyatlariga moslashtirilgan sintetik dataset (n = 3 856, d = 24 xususiyat: HEMIS bloki, LMS bloki, kutubxona va boshqa platformalar) qo‘llanildi; class balansi [0.42,

ISSN 3030-3907

sklearn.datasets.make_classification funksiyasi yordamida quyidagi parametrlar bilan generatsiya qilindi — *n_samples* = 3 856, *n_features* = 24, *n_informative* = 8, *n_redundant* = 4, *n_clusters_per_class* = 2, *weights* = [0,42; 0,58], *flip_y* = 0,08, *class_sep* = 0,85, *random_state* = 42. Jami *d* = 24 ta xususiyat uchta blokga taqsimlangan — HEMIS bloki (raqamli reyting, davomat foizi, kreditlar; 8 ta xususiyat), LMS bloki (faollik indekslari, forum yozuvlari soni, test javoblari; 8 ta xususiyat) va kutubxona + boshqa platformalar bloki (bibliografik faoliyat, video va audio xizmatlar; 8 ta xususiyat). Class balansi [0,42; 0,58] va shovqin koeffitsienti *flip_y* = 0,08 real OTM ma'lumotlaridagi tabiiy noaniqlikni modellashtiradi. HEMIS real ma'lumotlari bo'yicha empirik tasdiqlash keyingi tadqiqot bosqichida amalga oshiriladi.

Eksperiment 5-fold stratifikatsiyalashgan cross-validation usulida o'tkazildi (random seed = 42); ma'lumotlar train/test = 85/15 nisbatida ajratildi, CV faqat training qismida bajarildi. Giperparametrlar quyidagicha tanlandi: XGBoost uchun *n_estimators* = 300, *max_depth* = 6, *learning_rate* = 0,08, *subsample* = 0,85, *colsample_bytree* = 0,85, λ = 1,0, α = 0,1; Random Forest uchun *n_estimators* = 200, *max_depth* = 12, *min_samples_split* = 10, *min_samples_leaf* = 4; DNN uchun 4 yashirin qatlam (64, 32, 16, 8 neyron), ReLU aktivatsiya, Adam optimallashtirgich, $\alpha = 10^{-4}$, *early_stopping* = True. Hisob-kitoblar Python 3.12, scikit-learn 1.8 va XGBoost 3.2 muhitida bajarildi. Statistik ahamiyat paired t-test va Wilcoxon signed-rank testlari bilan baholandi. Eksperimentni to'liq takrorlash uchun zarur Python kodi (~150 satr) mualliflardan so'rov bo'yicha taqdim etiladi.

2-jadval

Algoritmlarning qiyosiy samaradorligi (5-fold cv, mean ± sd)

№	Algoritm	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
1	Logistik regressiya (Logistic Regression)	0,735 ± 0,012	0,739 ± 0,010	0,824 ± 0,022	0,779 ± 0,011
2	Tasodifiy o'rmon (Random Forest)	0,868 ± 0,006	0,847 ± 0,009	0,937 ± 0,013	0,890 ± 0,005
3	**XGBoost (Gradient Boosting)**	**0,875 ± 0,008**	**0,870 ± 0,009**	**0,918 ± 0,008**	**0,893 ± 0,007**
4	Chuqur neyron tarmoq (Deep NN, 4 qatlam)	0,870 ± 0,013	0,869 ± 0,011	0,907 ± 0,013	0,888 ± 0,011

0.58], shovqin koeffitsienti flip_y = 0.08. Real HEMIS ma'lumotlari bo'yicha empirik tasdiqlash keyingi tadqiqot bosqichida amalga oshiriladi.

ISSN 3030-3907

Manba: muallifning eksperimental hisob-kitoblari (5-fold stratified cross-validation, random seed = 42).

Natijalarga ko‘ra, daraxt asosidagi ansambl modellari (XGBoost: F1 = 0,893 ± 0,007; Random Forest: F1 = 0,890 ± 0,005) va chuqur neyron tarmoq (DNN: F1 = 0,888 ± 0,011) bir-biriga juda yaqin natijalar ko‘rsatdi. Ularning farqlari statistik jihatdan ahamiyatli emasligini tasdiqlash uchun paired t-test va Wilcoxon signed-rank test qo‘llanildi: XGBoost va Random Forest o‘rtasidagi farq $p = 0,193$ (t-test) va $p = 0,188$ (Wilcoxon); XGBoost va DNN o‘rtasidagi farq $p = 0,335$ va $p = 0,313$ darajada qoldi. Demak, ushbu uch model amalda teng samarali deb hisoblansa to‘g‘riroq bo‘ladi. Shu bilan birga, ularning hammasi logistik regressiyadan sezilarli darajada ustun: XGBoost va logistik regressiya o‘rtasidagi farq paired t-test bo‘yicha $p = 0,0001$ (juda yuqori statistik ahamiyat) ko‘rsatkichini qayd etdi.

Yuqori o‘lchamlikdagi va heterogen tipdagi xususiyatlar fazosida (feature space) XGBoost va Random Forest kabi daraxt asosidagi ansambl modellarining ((10) formuladagi regulyarizatsiya hadi bilan) afzalligi adabiyotda ham qayd etilgan[20]. DNN modelining XGBoostga yaqin natija ko‘rsatishi shu o‘rtacha hajmdagi ($n \leq 10^4$) tabular ma’lumotlar uchun daraxt ansambllari ko‘pincha chuqur arxitekturalardan kam emasligini tasdiqlaydi[21]. Amaliy nuqtai nazardan, XGBoost va Random Forest hisoblash resurslari talabining nisbatan pastligi (DNN ga qaraganda taxminan 8 marta tez o‘qitish) va izohlanuvchanligi (feature importance) sababli OTM kontekstida amaliy joriy etish uchun afzal yondashuvlar hisoblanadi.

Integratsiya operatori (5) ning marjinal foydasi alohida o‘lchandi (XGBoost asosida, 5-fold CV bo‘yicha): faqat HEMIS bloki ishlatilganda F1 = 0,754 ± 0,009; HEMIS + LMS qo‘shilganda F1 = 0,826 ± 0,012; HEMIS + LMS + kutubxona to‘plamida F1 = 0,893 ± 0,007.

Muhim eslatma: ushbu marjinal foyda raqamlari sintetik datasetda hosil bo‘lgan; chunki dataset uchta blokda mustaqil informativ xususiyatlar bilan generatsiya qilingan, har bir blok qo‘shilishi F1 oshishini tabiiy ravishda keltirib chiqaradi. Real HEMIS, LMS va kutubxona ma’lumotlarida bloklar o‘rtasidagi korrelyatsiya va axborot ortiqligi (information redundancy) mavjud bo‘lishi mumkin, shu sababli real marjinal foydalar bu raqamlardan farq qilishi tabiiy. Quyida keltirilgan dinamika faqat integratsiya operatorining ishlash printsipini

[20]Chen T., Guestrin C. XGBoost. — P. 791–792.

[21]LeCun Y. et al. Deep Learning. — P. 438.

ISSN 3030-3907

ko‘rsatish maqsadiga xizmat qiladi. Real OTM ma’lumotlari bo‘yicha bu nisbatni empirik tasdiqlash keyingi tadqiqot bosqichining vazifasi hisoblanadi.

Xalqaro LLMlardan foydalanishning to‘siqlari

ChatGPT, GPT-4, Claude, Gemini singari xalqaro katta til modellari (LLM) keng tarqalgan bo‘lsa-da, ularni O‘zbekiston OTMlarining heterogen ma’lumotlarini bevosita tahlil qilishda qo‘llashning jiddiy huquqiy, texnik va etik to‘siqlari mavjud.

Birinchidan, ma’lumotlar suvereniteti. O‘RQ-547-son qonun[22] shaxsiy ma’lumotlarni respublika hududidagi serverlarda saqlashni talab etadi; xalqaro LLM provayderlari so‘rovlarni AQSh va Yevropa serverlarida ishlaydi. GDPR me’yorlari[23] ham uchinchi davlatlarga ma’lumot uzatishni cheklaydi.

Ikkinchidan, til qo‘llab-quvvatlashning zaifligi. MEGA benchmarki[24] (5-bo‘lim, Cross-lingual Performance Gap) natijalariga ko‘ra, LLMlarning kam resursli tillardagi (low-resource languages) samaradorligi ingliz tiliga nisbatan 20–40% pasayadi.

Uchinchidan, hallyusinatsiya muammosi. Z. Ji va boshqalarning ishida[25] hallyusinatsiya LLMlarning intrinsik xususiyati sifatida ko‘rsatilgan: model fakt jihatidan noto‘g‘ri, lekin ishonchli ko‘rinadigan ma’lumotni generatsiya qilishi mumkin.

To‘rtinchidan, mahalliy kontekstga moslashmaganlik. Xalqaro LLMlarda HEMIS sxemasi, OTMlarning ichki nizomlari va mahalliy standartlar haqida bilim yetishmaydi.

Beshinchidan, iqtisodiy va texnologik bog‘liqlik. API to‘lovlari xorijiy valyutada amalga oshiriladi; foundation modellar markazlashishi bilan bog‘liq sistemli risklar[26] alohida muhokama qilingan.

Oltinchidan, takrorlanuvchanlik (reproducibility) yo‘qligi va shaffoflik yetishmasligi (black-box). Yopiq LLMlarning ichki ishlash mexanizmlarini auditdan o‘tkazib bo‘lmaydi.

Federativ-lokal implementatsiya arxitekturasi

Yuqoridagi to‘siqlarni hisobga olib, OTMlar uchun beshta komponentdan iborat federativ-lokal yondashuv tavsiya etiladi.

[22]O‘RQ-547-son qonun (yuqorida).

[23]GDPR (yuqorida).

[24]MEGA (yuqorida).

[25]Ji Z. et al. (yuqorida).

[26]Bommasani R. et al. (yuqorida).

ISSN 3030-3907

(1) Ochiq vaznli (open-weight) modellarni mahalliy serverda joylashtirish (on-premise). LLaMA-2/3[27], Mistral, Qwen singari modellarni respublika hududidagi infratuzilmada ishga tushirish O‘RQ-547 talablariga muvofiq keladi.

(2) O‘zbek tilida nozik sozlash (fine-tuning). Ochiq modellarni HEMIS, Moodle va ichki hujjatlar asosida tor sohaga moslashtirish til zaifligini bartaraf etadi.

(3) Gibrid arxitektura (hybrid architecture). Strukturalashgan ma’lumotlar uchun an’anaviy ML algoritmlari (XGBoost, Random Forest), strukturalashmagan ma’lumotlar uchun mahalliy LLM birgalikda ishlatiladi.

(4) Federativ o‘qitish (federated learning). B. McMahan va boshqalar tomonidan taklif etilgan ushbu yondashuv[28] OTMlarga ma’lumotlarini almashmasdan turib umumiy modelni birgalikda o‘qitishga imkon beradi. Bu komponent tadqiqotning markaziy hissasi hisoblanadi.

(5) Anonimlashtirish va verifikatsiya qatlami. Shaxsiy identifikatorlarni xeshlash (hashing), k-anonimlik (k-anonymity, $k \geq 5$), differential privacy mexanizmlari va LLM chiqishlarini tasdiqlovchi guardrails tizimini joriy etish zarur.

Shu o‘rinda aytish lozimki, federativ o‘qitishning o‘zi ma’lumotlar suverenitetini avtomatik ta’minlamaydi: zamonaviy adabiyotda gradient leakage, model inversion va membership inference hujumlari orqali gradientlardan shaxsiy ma’lumotlarni qisman qayta tiklash mumkinligi ko‘rsatilgan. Shuning uchun federativ o‘qitish ustiga differential privacy (DP-SGD) mexanizmlari va xavfsiz agregatsiya (secure aggregation) protokollarini qo‘shimcha qatlam sifatida joriy etish tavsiya etiladi. Ochiq vaznli modellar (LLaMA, Mistral, Qwen) ham asosan ingliz tilida o‘qitilgani sababli o‘zbek tilidagi sifatli korpus yaratish — alohida muhim vazifa hisoblanadi va bu yo‘nalish keyingi tadqiqotlar predmetiga aylanadi.

TADQIQOT CHEKLOVLARI.

Mazkur tadqiqot bir qator cheklovlarga ega bo‘lib, ularni ochiq tan olish ilmiy halollik talabi hisoblanadi.

Empirik bazaning xarakteri. Metodologiyaning validatsiyasi sintetik dataset asosida o‘tkazildi (*sklearn.datasets.make_classification* funksiyasi orqali generatsiya qilingan, $n = 3\ 856$). Real HEMIS, Moodle va boshqa platforma ma’lumotlari bo‘yicha empirik tasdiqlash hali amalga oshirilmagan; bu keyingi tadqiqot bosqichining asosiy yo‘nalishlaridan biri hisoblanadi. Modellarning

[27]Touvron H. et al. LLaMA: Open and Efficient Foundation Language Models. — arXiv:2302.13971, 2023.

[28]McMahan B. et al. Communication-Efficient Learning of Deep Networks from Decentralized Data // AISTATS 2017. — PMLR, 54. — P. 1273–1282.

ISSN 3030-3907

nisbiy samaradorligi (XGBoost va RF logistik regressiyadan ustun) sintetik datasetda ishonchli tarzda namoyon bo‘ldi, lekin **absolut** qiymatlar (Accuracy, F1) real OTM sharoitida farq qilishi mumkin. Bundan tashqari, integratsiya operatorining marjinal foydasi (HEMIS → +LMS → +kutubxona) sintetik datasetda kuzatilgan dinamika dataset uchta blokda mustaqil informativ xususiyatlar bilan generatsiya qilingani sababli matematik jihatdan tabiiy ravishda kelib chiqadi; real OTM ma’lumotlarida bloklar o‘rtasidagi korrelyatsiyalar (masalan, HEMIS reytingining LMS faolligi bilan bog‘liqligi) bu marjinal foydani kamaytirishi mumkin.

Maqsadli o‘zgaruvchining soddalashtirilganligi. Eksperimentda akademik muvaffaqiyat ikkilik (binary) o‘zgaruvchi sifatida modellashtirilgan ($y \in \{0, 1\}$); real sharoitda esa muvaffaqiyat ko‘p o‘lchamli (GPA, attestatsiya, davom etish, bitirish darajasi va h.k.) tushuncha bo‘lib, kelgusida ko‘p sinfli va regressiya yondashuvlari bilan kengaytirilishi maqsadga muvofiq.

Federativ o‘qitishning xavfsizlik cheklovlari. Yuqorida ta’kidlanganidek, FL o‘zi-o‘zicha to‘liq xavfsizlikni ta’minlamaydi; gradient leakage hujumlariga qarshi differential privacy va xavfsiz agregatsiya kabi qo‘shimcha mexanizmlar talab etiladi. Ushbu mexanizmlarning OTM sharoitidagi samaradorligini empirik baholash ham keyingi tadqiqot vazifasidir.

Til muammosi. Ochiq vaznli katta til modellari (LLaMA, Mistral, Qwen) asosan ingliz tilida o‘qitilgan; o‘zbek tili uchun nozik sozlash (fine-tuning) zarur, biroq buning uchun katta hajmdagi sifatli o‘zbekcha korpus yaratish — alohida murakkab vazifa va u mazkur maqola doirasidan tashqarida.

Bitta OTM ko‘lami. Maqolada taklif etilgan arxitektura yagona OTM kontekstida bayon etilgan; OTMlararo federativ stend ko‘lamida sinovdan o‘tkazish va turli profildagi (texnik, gumanitar, tibbiy) muassasalar o‘rtasidagi farqlarni baholash — kelgusi izlanishlar uchun istiqbolli yo‘nalish hisoblanadi.

XULOSA VA TAKLIFLAR.

Tadqiqotda OTMdagi heterogen ma’lumotlarni tahlil qilishning matematik modeli va federativ-lokal implementatsiyasi taklif etildi. Asosiy natijalar quyidagilardan iborat.

Birinchidan, ma’lumot manbalari (2) formuladagi uchlik orqali, integratsiya jarayoni esa (5)–(6) formulalarda kompozitsion operator $I = L \circ T \circ E$ sifatida formallashtirildi. Bu apparat OTM ma’lumotlar ekotizimini matematik tilda tavsiflashga imkon beradi.

Ikkinchidan, (8)–(10) bo‘yicha sintetik datasetda sinovdan o‘tkazilgan to‘rt algoritm ichida XGBoost ($F1 = 0{,}893 \pm 0{,}007$), Random Forest ($F1 = 0{,}890 \pm 0{,}005$) va DNN ($F1 = 0{,}888 \pm 0{,}011$) statistik jihatdan teng samarali deb topildi (paired t-test va Wilcoxon signed-rank, $p > 0{,}18$); barchasi logistik regressiyadan

ISSN 3030-3907

(F1 = 0,779 ± 0,011) sezilarli darajada ustun (p = 0,0001). Sintetik datasetda integratsiya operatorining dinamikasi kuzatildi (HEMIS 0,754 → +LMS 0,826 → +kutubxona 0,893), biroq bu nisbatlar real ma'lumotlarda farq qilishi mumkin va keyingi bosqichda empirik tasdiqlash talab etadi.

Uchinchidan, xalqaro LLMlardan O'zbekiston OTMlarida bevosita foydalanish O'RQ-547 qonuni, hallyusinatsiya muammosi, til zaifligi va texnologik bog'liqlik sabablari bilan amalda cheklangan.

To'rtinchidan, beshta komponentdan iborat federativ-lokal yondashuv — on-premise ochiq modellar, fine-tuning, gibrid arxitektura, federativ o'qitish hamda anonimlashtirish va verifikatsiya qatlami — yuqoridagi to'siqlarni hal qiluvchi yaxlit yechim sifatida asoslandi. Federativ o'qitish komponenti OTMlararo hamkorlikni ta'minlovchi markaziy mexanizm sifatida ajratib ko'rsatilgan.

Amaliy takliflar: HEMIS, LMS, hujjat aylanish va kutubxona platformalarini yagona ma'lumotlar omborida (data warehouse) birlashtirish; on-premise ochiq vaznli modellarni joriy etish; OTMlarda ma'lumotlar olimi (data scientist) kadrlari tayyorlash; izohlanuvchi sun'iy intellekt (Explainable AI, XAI) yondashuvlarini qaror qabul qilish jarayonida qo'llash; shaxsiy ma'lumotlar himoyasi protokollarini standartlashtirish. Kelajak tadqiqot yo'nalishlari: o'zbek tiliga moslashtirilgan ochiq LLMlarni ishlab chiqish; multimodal (matn + audio + video) tahlil tizimlari; OTMlararo federativ o'qitish stendi va uning samaradorligini empirik baholash.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR RO'YXATI

1. O'zbekiston Respublikasi Prezidentining 2020-yil 5-oktabrdagi PF-6079-son "Raqamli O'zbekiston — 2030" strategiyasini tasdiqlash to'g'risidagi farmoni // Qonunchilik ma'lumotlari milliy bazasi, 06.10.2020.
2. O'zbekiston Respublikasi Prezidentining 2019-yil 8-oktabrdagi PF-5847-son "O'zbekiston Respublikasi oliy ta'lim tizimini 2030-yilgacha rivojlantirish konsepsiyasini tasdiqlash to'g'risida"gi farmoni.
3. HEMIS (Higher Education Management Information System) — O'zbekiston Respublikasi Oliy ta'lim, fan va innovatsiyalar vazirligi tomonidan davlat oliy ta'lim muassasalariga joriy etilgan yagona axborot tizimi. Rasmiy portal: hemis.uz
4. Lenzerini M. Data Integration: A Theoretical Perspective // Proceedings of the 21st ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART Symposium on Principles of Database Systems (PODS '02). — ACM, 2002. — P. 233–246.
5. Doan A., Halevy A., Ives Z. Principles of Data Integration. — Morgan Kaufmann, 2012. — 520 p.

ISSN 3030-3907

6. Siemens G., Long P. Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education // EDUCAUSE Review. — 2011. — Vol. 46, No. 5. — P. 30–40.
7. Romero C., Ventura S. Educational data mining and learning analytics: An updated survey // WIREs Data Mining and Knowledge Discovery. — 2020. — Vol. 10, No. 3. — e1355.
8. Breiman L. Random Forests // Machine Learning. — 2001. — Vol. 45, No. 1. — P. 5–32.
9. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16). — ACM, 2016. — P. 785–794.
10. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning // Nature. — 2015. — Vol. 521. — P. 436–444.
11. Brown T., Mann B., Ryder N. et al. Language Models are Few-Shot Learners // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2020). — 2020. — Vol. 33. — P. 1877–1901.
12. Bommasani R., Hudson D.A., Adeli E. et al. On the Opportunities and Risks of Foundation Models. — Stanford CRFM Technical Report, 2021. — arXiv:2108.07258.
13. Ji Z., Lee N., Frieske R. et al. Survey of Hallucination in Natural Language Generation // ACM Computing Surveys. — 2023. — Vol. 55, No. 12. — P. 1–38.
14. Ahuja K., Diddee H., Hada R. et al. MEGA: Multilingual Evaluation of Generative AI // EMNLP 2023. — ACL, 2023.
15. O'zbekiston Respublikasining 2019-yil 2-iyuldagi O'RQ-547-son "Shaxsga doir ma'lumotlar to'g'risida"gi qonuni.
16. General Data Protection Regulation (EU) 2016/679. — Official Journal of the European Union, L 119, 4.5.2016.
17. Touvron H., Lavril T., Izacard G. et al. LLaMA: Open and Efficient Foundation Language Models. — arXiv:2302.13971, 2023.

ISSN 3030-3907