HSR (LONDON),
HOUGHTON STREET REVIEW JOURNAL
ISSN: 2058-5519|Impact factor-15.9
http://houghtonstreetreview.com/index.php/hsr

SUN'IY INTELLEKT YORDAMIDA KARTA FIRIBGARLIGINI REAL VAQTDA ANIQLASH: MUAMMOLAR VA YECHIMLAR

Tursunov Bobur Ortiqmirzayevich

O'zbekiston Respublikasi Bank-moliya akademiyasi professori

To'xtamishev Rahimjon Azamat o'g'li

O'zbekiston Respublikasi Bank-moliya akademiyasi 70410601- Bank ishi magistratura tinglovchisi To'xtamishev Rahimjon Azamat o'g'li

Annotatsiya: Ushbu maqolada zamonaviy banklarda bank kartalari orqali amalga oshiriladigan tranzaksiyalarda firibgarlik holatlarini sun'iy intellekt va mashinali o'qitish usullari yordamida real vaqt rejimida aniqlash muammosi tahlil qilinadi. Raqamli to'lov tizimlarining jadal rivojlanishi bank kartalari bilan bog'liq firibgarlik hollarining ham miqdoriy, ham sifat jihatidan murakkablashuviga olib kelmoqda, bu esa an'anaviy qoidaga asoslangan (rule-based) tizimlarning samaradorligini pasaytirmoqda. Maqolada klassik mashinali o'qitish algoritmlari (logistik regressiya, tasodifiy o'rmon, gradient busting) va chuqur o'qitish arxitekturalari (avtoenkoderlar, LSTM/GRU tarmoqlari, graf neyron tarmoqlari) qiyosiy tahlil qilinib, real vaqt sharoitida ma'lumotlar nomutanosibligi, konseptual siljish (concept drift), tushuntirib bo'ladiganlik (explainability) va infratuzilma cheklovlari kabi asosiy muammolar aniqlangan. Ushbu muammolarni bartaraf etish uchun avtoenkoder va gradient busting algoritmlarini birlashtiruvchi gibrid arxitektura, oqim (streaming) asosidagi ishlov berish tizimi hamda tushuntiriladigan sun'iy intellekt (XAI) vositalaridan foydalanishga asoslangan yechimlar taklif etilgan. Tadqiqot natijalari O'zbekiston bank tizimida raqamli firibgarlikka qarshi kurashish samaradorligini oshirishga qaratilgan amaliy tavsiyalar ishlab chiqishga xizmat qiladi.

Kalit so'zlar: sun'iy intellekt, mashinali o'qitish, chuqur o'qitish, karta firibgarligi, real vaqt tizimlari, anomaliyalarni aniqlash, kiberxavfsizlik, banklar.

Аннотаци: В статье рассматривается проблема выявления мошенничества по банковским картам в режиме реального времени с использованием методов искусственного интеллекта и машинного обучения в условиях цифровизатsii банковской деятельности. Стремительное развитие цифровых платёжных систем приводит к росту количества и усложнению схем мошенничества, что снижает эффективность традиционных систем, основанных на статичных правилах. В работе проведён сравнительный анализ классических алгоритмов машинного обучения и архитектур глубокого обучения, выявлены ключевые проблемы — дисбаланс классов, концептуальный дрейф, требования объяснимости моделей и инфраструктурные ограничения в режиме реального времени. Предложена гибридная архитектура, сочетающая автокодировщик и градиентный бустинг, а также потоковая обработка данных и инструменты объяснимого ИИ (XAI).

HSR (LONDON),
HOUGHTON STREET REVIEW JOURNAL
ISSN: 2058-5519|Impact factor-15.9
http://houghtonstreetreview.com/index.php/hsr

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, глубокое обучение, мошенничество с картами, системы реального времени, обнаружение аномалий, кибербезопасность, банки.

Abstract.

This article analyzes the problem of real-time detection of bank card fraud in modern banks using artificial intelligence and machine learning methods. The rapid growth of digital payment systems has led to an increase in both the volume and sophistication of fraud schemes, reducing the effectiveness of traditional rule-based systems. The paper provides a comparative analysis of classical machine learning algorithms and deep learning architectures, identifying key challenges such as class imbalance, concept drift, explainability requirements, and real-time infrastructure constraints. A hybrid architecture combining autoencoders and gradient boosting, together with stream-processing infrastructure and explainable AI (XAI) tools, is proposed as a practical solution for strengthening the resilience of the banking sector against digital fraud.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, deep learning, card fraud, real-time systems, anomaly detection, cybersecurity, banks.

Kirish

So‘nggi o‘n yillikda bank sohasidagi raqamli transformatsiya jarayonlari mijozlarga xizmat ko‘rsatish sifatini tubdan o‘zgartirdi. Plastik kartalar, mobil bank ilovalari, internet-banking va tezkor to‘lov tizimlarining keng joriy etilishi tranzaksiyalar hajmining eksponensial o‘sishiga olib keldi. Ammo shu bilan birga, raqamli to‘lov infratuzilmasining kengayishi kiberjinoyatchilar uchun ham yangi imkoniyatlar yaratmoqda. Xalqaro tashkilotlarning hisobotlariga ko‘ra, global miqyosda bank kartalari bilan bog‘liq firibgarlikdan ko‘riladigan yillik zarar o‘nlab milliard AQSh dollarini tashkil etadi va bu ko‘rsatkich yildan-yilga o‘sib bormoqda.

O‘zbekiston Respublikasida ham so‘nggi yillarda milliy to‘lov tizimlari (Uzcard, Humo) orqali amalga oshiriladigan tranzaksiyalar soni keskin oshdi, bu esa mahalliy bank tizimida ham kiberxavfsizlik va firibgarlikka qarshi kurash masalalarini dolzarb qilib qo‘ydi. Markaziy bank tomonidan qabul qilingan me’yoriy-huquqiy hujjatlar, jumladan to‘lov tizimlari va to‘lov xizmatlari to‘g‘risidagi qonunchilik hamda axborot xavfsizligi bo‘yicha talablar bank tashkilotlaridan zamonaviy himoya mexanizmlarini joriy etishni talab qilmoqda.

An’anaviy firibgarlikni aniqlash tizimlari asosan ekspertlar tomonidan belgilangan qat’iy qoidalarga (masalan, bitta kunda maksimal tranzaksiyalar soni yoki summasi chegarasi) asoslangan bo‘lib, ular statik xususiyatga ega va firibgarlarning tobora murakkablashib borayotgan strategiyalariga moslasha olmaydi. Bunday tizimlar ko‘pincha yuqori miqdordagi yolg‘on musbat (false positive) natijalar berib, halol mijozlarning tranzaksiyalarini bloklab qo‘yadi, bu esa mijozlar ishonchini pasaytiradi va bank obro‘siga putur yetkazadi.

Ushbu muammolarni hal etishning istiqbolli yo‘nalishlaridan biri sun’iy intellekt (SI) va mashinali o‘qitish (MO‘) texnologiyalaridan foydalanishdir. SI asosidagi tizimlar katta hajmdagi tarixiy ma’lumotlar asosida murakkab xatti-harakat naqshlarini o‘rganish, moslashuvchan qarorlar

HSR (LONDON),
HOUGHTON STREET REVIEW JOURNAL
ISSN: 2058-5519|Impact factor-15.9
http://houghtonstreetreview.com/index.php/hsr

qabul qilish va tranzaksiya amalga oshirilayotgan paytning o‘zida (real vaqt rejimida, odatda 100 millisekunddan kam vaqt ichida) firibgarlik ehtimolini baholash imkonini beradi.

Ushbu maqolaning maqsadi — bank kartalari orqali amalga oshiriladigan tranzaksiyalarda firibgarlikni real vaqt rejimida aniqlashning zamonaviy sun’iy intellekt usullarini tizimli tahlil qilish, ushbu sohada yuzaga keladigan asosiy texnik va tashkiliy muammolarni aniqlash hamda ularni bartaraf etishning amaliy yechimlarini taklif etishdan iborat. Tadqiqot vazifalari quyidagilardan iborat: 1) mavzu bo‘yicha ilmiy adabiyotlarni tahlil qilish; 2) mavjud algoritmlarni real vaqt talablari nuqtai nazaridan qiyoslash; 3) real vaqt rejimida ishlaydigan gibrid arxitektura taklif etish; 4) amaliyotda uchraydigan asosiy muammolarni va ularning yechimlarini tizimlashtirish.

Mavzu bo‘yicha ilmiy adabiyotlar tahlili

Bank kartalari firibgarligini aniqlash muammosi so‘nggi 20 yil davomida xalqaro ilmiy hamjamiyat e’tiborida bo‘lib kelmoqda. Ngai va boshqalar o‘zlarining klassik sharh ishlarida moliyaviy firibgarlikni aniqlashda qo‘llaniladigan data mining usullarini tasniflab, ularning afzallik va kamchiliklarini tahlil qilishgan. Ushbu ishlarda asosiy e’tibor nazorat ostidagi o‘qitish (supervised learning) usullariga qaratilgan bo‘lib, ma’lumotlar to‘plamidagi klasslar nomutanosibligi muammosi dastlab shu davrda ilmiy muhokama predmetiga aylangan.

Dal Possolo va hammualliflari kredit karta firibgarligini aniqlashda real sharoitlarni modellashtirish va tobora o‘zgarib turuvchi (non-stationary) ma’lumotlar oqimida o‘qitish strategiyalarini taklif qilishgan. Ularning tadqiqotlarida ta’kidlanishicha, firibgarlik holatlari umumiy tranzaksiyalarning 1 foizidan kamini tashkil etadi, bu esa klassik klassifikatsiya algoritmlarining samarasiz ishlashiga sabab bo‘ladi. Bansen va boshqalar esa xarajatlarga sezgir (cost-sensitive) yondashuvlar va vaqtga bog‘liq xususiyatlar (masalan, mijozning kunlik xarajat tezligi — velocity features) ishlab chiqish orqali klassifikatsiya sifatini oshirish mumkinligini ko‘rsatishgan.

Uest va Bhattachariya moliyaviy firibgarlikni aniqlashga bag‘ishlangan keng qamrovli sharhida neyron tarmoqlar, qo‘llab-quvvatlovchi vektor mashinalari (SVM) va ansambl usullarining samaradorligini solishtirib, ansambl modellarning (masalan, tasodifiy o‘rmon va gradient busting) ko‘pincha yakka modellarga qaraganda yuqoriroq aniqlik ko‘rsatishini aniqlashgan. Rayman-Tabb va hammualliflari amaliy bank tizimlarida sun’iy intellekt yechimlarini joriy etishning texnologik va tashkiliy to‘siqlarini, jumladan real vaqt cheklovlari va model tushuntiriladiganligi masalalarini batafsil yoritishgan.

Chuqur o‘qitish texnologiyalarining rivojlanishi bilan tadqiqotchilar ketma-ket ma’lumotlarni (sequential data) tahlil qilishga qodir arxitekturalarga murojaat qila boshladilar. Yurgofskiy va boshqalar tranzaksiyalar ketma-ketligini modellashtirish uchun uzoq-qisqa muddatli xotira (LSTM) tarmoqlaridan foydalanib, mijozning vaqt bo‘yicha xatti-harakat dinamikasini hisobga olish klassik yondashuvlarga nisbatan sezilarli ustunlik berishini ko‘rsatishdi. Fore va hammualliflari esa generativ raqib tarmoqlar (GAN) yordamida sun’iy firibgarlik namunalarini generatsiya qilish orqali klasslar nomutanosibligi muammosini yumshatish mumkinligini isbotlashdi.

HSR (LONDON),
HOUGHTON STREET REVIEW JOURNAL
ISSN: 2058-5519|Impact factor-15.9
http://houghtonstreetreview.com/index.php/hsr

Randxava va boshqalar AdaBoost va ko‘pchilik ovozi (majority voting) asosidagi gibrid ansambl modelini taklif qilib, u yuqori aniqlik bilan bir qatorda hisoblash resurslariga nisbatan ham nisbatan tejamkor ekanligini ko‘rsatishdi. Roy va hammualliflari chuqur neyron tarmoqlarning turli konfiguratsiyalarini sanoat miqyosidagi ma’lumotlar to‘plamida sinab ko‘rib, katta hajmdagi ma’lumotlarda chuqur o‘qitish modellarining klassik modellardan ustunligini tasdiqlashdi. So‘nggi yillarda esa firibgarlik tarmoqlarini (fraud rings) aniqlash uchun graf neyron tarmoqlari (Graph Neural Networks, GNN) qo‘llanila boshlandi, chunki ular tranzaksiyalar, kartalar va qurilmalar o‘rtasidagi murakkab bog‘liqlik tuzilmalarini modellashtirish imkonini beradi.

O‘tkazilgan tahlil shuni ko‘rsatadiki, mavjud tadqiqotlarning katta qismi model aniqligini oshirishga qaratilgan bo‘lsa-da, real ishlab chiqarish (production) sharoitida qo‘llaniladigan real vaqt tizimlarining amaliy arxitekturasi, ularning kechikish (latency), moslashuvchanlik va tushuntiriladiganlik jihatidan qo‘yiladigan talablari, shuningdek rivojlanayotgan bozorlar (jumladan Markaziy Osiyo) bank tizimlariga xos cheklovlar bo‘yicha tadqiqotlar hali yetarli emas. Ushbu bo‘shliq mazkur maqolada ko‘tarilgan muammolarning dolzarbligini belgilaydi.

Tadqiqot metodologiyasi

Masalaning qo‘yilishi.

Real vaqt rejimida firibgarlikni aniqlash tizimi oldida ikki tomonlama talab turadi: birinchidan, model yuqori aniqlik (ayniqsa recall — haqiqiy firibgarlik holatlarini o‘tkazib yubormaslik) ko‘rsatishi kerak; ikkinchidan, model har bir tranzaksiya bo‘yicha qarorni qat’iy vaqt chegarasida (odatda 50–200 millisekund oralig‘ida) chiqarishi lozim, aks holda mijozning to‘lov operatsiyasi kechikadi. Ushbu ikki talab ko‘pincha bir-biriga zid bo‘lib, murakkab modellar yuqori aniqlik bersa-da, ko‘proq hisoblash vaqtini talab qiladi.

Ma’lumotlar va xususiyatlar muhandisligi.

Tadqiqotda tipik bank tranzaksiyalari ma’lumotlar to‘plamlariga xos xususiyatlar hisobga olingan: tranzaksiya summasi, vaqti, joylashuvi, savdo nuqtasi kategoriyasi, qurilma va IP-manzil ma’lumotlari, shuningdek mijozning tarixiy xatti-harakati asosida hisoblanadigan agregatsion (tezlik — velocity) ko‘rsatkichlar, masalan, so‘nggi 1 soat yoki 24 soat ichidagi tranzaksiyalar soni va summasi. Ochiq foydalanishdagi mashhur ma’lumotlar to‘plamlari (jumladan Yevropa kartalar egalari tranzaksiyalari asosidagi, maxfiylik maqsadida asosiy komponentlar tahlili — PCA orqali qayta ishlangan to‘plam) shuni ko‘rsatadiki, firibgarlik holatlari umumiy hajmning 0,2 foizidan kamini tashkil etadi, bu esa jiddiy klasslar nomutanosibligi muammosini keltirib chiqaradi.

Taklif etilayotgan gibrid arxitektura.

Real vaqt talablarini qondirish uchun quyidagi ko‘p bosqichli gibrid arxitektura taklif etiladi: (1) oqim ishlov berish qatlami — Apache Kafka va Apache Flink kabi texnologiyalar yordamida kiruvchi tranzaksiyalar real vaqtda qabul qilinadi va agregatsion xususiyatlar hisoblanadi; (2) tezkor filtrlash qatlami — yengil vaznli avtoenkoder yordamida har bir tranzaksiya uchun anomaliya bali (reconstruction error) hisoblanadi, bu bosqich millisekundlar ichida ishlaydi va shubhali bo‘lmagan tranzaksiyalarning katta qismini tezda o‘tkazib yuboradi; (3) chuqur tahlil qatlami — anomaliya bali

HSR (LONDON),
HOUGHTON STREET REVIEW JOURNAL
ISSN: 2058-5519|Impact factor-15.9
http://houghtonstreetreview.com/index.php/hsr

belgilangan chegaradan yuqori bo‘lgan tranzaksiyalar gradient busting (XGBoost/LightGBM) klassifikatori orqali qo‘shimcha tahlil qilinadi; (4) tushuntirish qatlami — qarori rad etilgan yoki bloklangan tranzaksiyalar uchun SHAP qiymatlari asosida asoslantirish generatsiya qilinadi, bu esa audit va me’yoriy talablarga muvofiqlikni ta’minlaydi; (5) moslashuvchan o‘qitish qatlami — model ishlash sifati muntazam monitoring qilinadi va konseptual siljish aniqlanganda model qisman qayta o‘qitiladi (online/incremental learning).

Baholash ko‘rsatkichlari.

Klasslar keskin nomutanosib bo‘lgani sababli, oddiy aniqlik (accuracy) ko‘rsatkichi tizim sifatini adekvat aks ettira olmaydi. Shu sababli tadqiqotda quyidagi ko‘rsatkichlardan foydalaniladi: aniqlik (precision) — bloklangan tranzaksiyalar orasida haqiqatan ham firibgarlik bo‘lganlarning ulushi; to‘liqlik (recall) — barcha haqiqiy firibgarlik holatlaridan qanchasi aniqlangani; F1-ko‘rsatkich — precision va recall o‘rtasidagi muvozanat; Precision-Recall egri chizig‘i ostidagi maydon (AUC-PR) — nomutanosib ma’lumotlar uchun eng informativ ko‘rsatkichlardan biri; shuningdek har bir tranzaksiya uchun qaror qabul qilish vaqti (kechikish, latency).

Natijalar va muhokama

Ilmiy adabiyotlarda keltirilgan tadqiqot natijalarini umumlashtirish asosida turli algoritmlarning tipik samaradorlik ko‘rsatkichlari 1-jadvalda keltirilgan. Ko‘rsatkichlar oraliq qiymatlar shaklida berilgan, chunki aniq natijalar ma’lumotlar to‘plami xususiyatlari va sozlash parametrlariga bog‘liq holda farqlanishi mumkin.

1-jadval

Turli sun’iy intellekt algoritmlarining qiyosiy samaradorligi

Model / usul	**Precision**	**Recall**	**F1-score**	**AUC-PR**	**Kechikish**
Logistik regressiya	0.72–0.80	0.55–0.65	0.62–0.71	0.50–0.60	Past
Random Forest	0.85–0.90	0.70–0.78	0.77–0.83	0.68–0.75	Past
XGBoost / LightGBM	0.90–0.94	0.78–0.85	0.84–0.89	0.78–0.84	O‘rta
LSTM / GRU (ketma-ketlik)	0.88–0.92	0.82–0.88	0.85–0.90	0.80–0.86	O‘rta-yuqori
Avtoenkoder + XGBoost (gibrid)	0.92–0.96	0.86–0.91	0.89–0.93	0.85–0.90	O‘rta

HSR (LONDON),
HOUGHTON STREET REVIEW JOURNAL
ISSN: 2058-5519|Impact factor-15.9
http://houghtonstreetreview.com/index.php/hsr

Модел / usul	Precision	Recall	F1-score	AUC-PR	Kechikish
Graf neyron tarmoq (GNN)	0.90–0.95	0.87–0.92	0.88–0.93	0.84–0.89	Yuqori

Jadvaldan ko‘rinib turibdiki, klassik logistik regressiya eng past kechikish bilan ishlasa-da, aniqlik ko‘rsatkichlari boshqa usullardan sezilarli darajada past. Tasodifiy o‘rmon va gradient busting algoritmlari yaxshi muvozanatni ta’minlaydi va shu sababli sanoat amaliyotida keng qo‘llaniladi. LSTM/GRU kabi ketma-ketlikka asoslangan modellar mijozning vaqt bo‘yicha xatti-harakat dinamikasini yaxshi o‘rganadi, biroq ular ko‘proq hisoblash resursini talab qiladi. Avtoenkoder va gradient busting algoritmlarini birlashtiruvchi gibrid yondashuv eng yuqori F1 va AUC-PR ko‘rsatkichlarini ta’minlagan holda, kechikishni o‘rtacha darajada saqlab qolishga imkon beradi, bu uni real vaqt tizimlari uchun eng maqbul yechimlardan biriga aylantiradi. Graf neyron tarmoqlari yuqori aniqlik ko‘rsatsa-da, ularning hisoblash murakkabligi yuqori bo‘lib, ko‘pincha real vaqt qatlamidan tashqarida, kunlik yoki soatlik ravishda ishlaydigan tahlil qatlamida qo‘llaniladi.

Shuningdek, tadqiqot shuni ko‘rsatadiki, aniqlik ko‘rsatkichlarini yaxshilash bilan bir qatorda, tizimning ishonchliligini oshirishda xususiyatlar muhandisligi (feature engineering) sifati hal qiluvchi rol o‘ynaydi. Xususan, mijozning odatiy xatti-harakatidan chetlanishni aks ettiruvchi dinamik (vaqtga bog‘liq) xususiyatlar statik xususiyatlarga qaraganda ancha yuqori bashoratlash kuchiga ega ekanligi aniqlangan.

Muammolar va ularni hal qilish yo‘llari

1. Klasslar nomutanosibligi.

Firibgarlik holatlarining umumiy tranzaksiyalar orasida juda kam ulushni tashkil etishi (odatda 1 foizdan kam) modelning ko‘pchilik klasga (halol tranzaksiyalar) moyil bo‘lishiga olib keladi. Yechim sifatida SMOTE va ADASYN kabi sun’iy namuna generatsiya qilish usullari, xarajatga sezgir (cost-sensitive) o‘qitish, focal loss funksiyasidan foydalanish, shuningdek avtoenkoder asosidagi nazoratsiz (unsupervised) anomaliyalarni oldindan aniqlash bosqichini qo‘llash tavsiya etiladi.

2. Konseptual siljish.

Firibgarlarning strategiyalari doimiy ravishda o‘zgarib turadi, natijada vaqt o‘tishi bilan model samaradorligi pasayadi. Bunga qarshi ADWIN kabi siljishni aniqlash algoritmlaridan foydalanish, modelni davriy ravishda yoki triggerlar asosida qayta o‘qitish, hamda onlayn (incremental) o‘qitish mexanizmlarini joriy etish tavsiya etiladi.

3. Real vaqt cheklovlari va infratuzilma xarajatlari.

Murakkab chuqur o‘qitish modellari yuqori aniqlik bersa-da, ularni real vaqt rejimida ishga tushirish sezilarli hisoblash resurslarini talab qiladi. Bu muammoni yengish uchun model distillyatsiyasi (kichik va tezkor model orqali murakkab modelning bilimini o‘zlashtirish), ko‘p bosqichli filtrlash arxitekturasi (avval yengil model, keyin faqat shubhali holatlar uchun murakkab

HSR (LONDON),
HOUGHTON STREET REVIEW JOURNAL
ISSN: 2058-5519|Impact factor-15.9
http://houghtonstreetreview.com/index.php/hsr

model), shuningdek xususiyatlarni oldindan hisoblab, tezkor xotirada (in-memory, masalan Redis) saqlash usullaridan foydalanish maqsadga muvofiq.

4. Tushuntiriladiganlik va me'yoriy talablarga muvofiqlik.

Bank sektorida qabul qilinayotgan har bir avtomatlashtirilgan qaror (masalan, tranzaksiyani bloklash) asoslantirilishi va tekshiruv organlari uchun izohlab berilishi zarur. Chuqur o‘qitish modellarining «qora quti» xarakteri bu talabni qondirishni murakkablashtiradi. Yechim sifatida SHAP va LIME kabi tushuntiriladigan sun'iy intellekt (XAI) vositalarini joriy etish, shuningdek qarorlar tarixini saqlovchi audit tizimini yaratish tavsiya etiladi.

5. Firibgarlarning moslashuvchan strategiyalari (adversarial adaptation).

Firibgarlar aniqlash tizimlarining ishlash mantig‘ini o‘rganib, ularni chetlab o‘tishga harakat qilishadi. Bunga qarshi ansambl modellardan foydalanish (bir nechta har xil turdagi modellarni birlashtirish orqali barqarorlikni oshirish), raqib namunalari asosida o‘qitish (adversarial training), hamda alohida tranzaksiyalardan tashqari, kartalar, qurilmalar va foydalanuvchilar o‘rtasidagi bog‘liqliklarni tahlil qiluvchi graf asosidagi usullarni qo‘llash tavsiya etiladi — bu ayniqsa uyushgan firibgarlik guruhlarini (fraud rings) aniqlashda samarali.

6. Ma'lumotlar maxfiyligi va banklararo hamkorlik.

Firibgarlikka qarshi samarali kurashish uchun banklar o‘rtasida ma'lumot almashish foydali bo‘lsa-da, mijozlar ma'lumotlarining maxfiyligini himoya qilish qonunchilik talablari bilan cheklangan. Federativ o‘qitish (federated learning) texnologiyasi banklarga xom ma'lumotlarni almashmasdan, faqat model parametrlarini almashish orqali birgalikda kuchliroq model yaratish imkonini beradi, bu esa maxfiylikni buzmagan holda aniqlik ko‘rsatkichlarini oshiradi.

7. O‘zbekiston bank tizimiga xos cheklovlar.

Mahalliy sharoitda etiketlangan (label qilingan) firibgarlik holatlari bo‘yicha tarixiy ma'lumotlar bazasining cheklanganligi, ba'zi bank tashkilotlarida legacy (eski) axborot tizimlarining mavjudligi hamda malakali data-sayentistlar yetishmasligi sun'iy intellekt yechimlarini joriy etishni qiyinlashtiradigan omillar hisoblanadi. Bunday sharoitda transfer learning (boshqa mamlakatlar yoki banklarda o‘qitilgan modellarni moslashtirish), GAN asosida sintetik ma'lumotlar generatsiya qilish, hamda Markaziy bank nazorati ostida banklararo anonim lashtirilgan ma'lumotlar almashish platformasini yaratish istiqbolli yo‘nalishlar sifatida ko‘rsatilishi mumkin.

HSR (LONDON),
HOUGHTON STREET REVIEW JOURNAL
ISSN: 2058-5519|Impact factor-15.9
http://houghtonstreetreview.com/index.php/hsr

Xulosa

O‘tkazilgan tadqiqot shuni ko‘rsatadiki, zamonaviy banklarda karta firibgarligini real vaqt rejimida aniqlash muammosini hal etishda yakka algoritmga asoslangan yondashuvlar yetarli emas. Eng samarali natijalar ko‘p bosqichli gibrid arxitekturalar orqali erishiladi, bunda yengil avtoenkoderlar tezkor birlamchi filtrlash uchun, gradient busting algoritmlari aniqroq klassifikatsiya uchun, ketma-ketlikka asoslangan va graf modellar esa murakkab, uyushgan firibgarlik sxemalarini aniqlash uchun qo‘llaniladi.

Maqolada aniqlangan yetakchi muammolar — klasslar nomutanosibligi, konseptual siljish, real vaqt cheklovlari, tushuntiriladiganlik talablari, firibgarlarning moslashuvchanligi va ma’lumotlar maxfiyligi — har biri o‘ziga xos texnik yechimlarga ega bo‘lib, ularni kompleks tarzda qo‘llash samarali va barqaror tizim yaratish imkonini beradi.

O‘zbekiston bank tizimi uchun istiqbolli yo‘nalishlar sifatida quyidagilar tavsiya etiladi: milliy to‘lov tizimlari (Uzcard, Humo) darajasida markazlashtirilgan sun’iy intellekt asosidagi monitoring platformasini yaratish; banklararo federativ o‘qitish infratuzilmasini joriy etish; tushuntiriladigan sun’iy intellekt vositalarini majburiy audit talabi sifatida me’yoriy hujjatlarga kiritish. Kelgusi tadqiqotlar graf neyron tarmoqlarining mahalliy tranzaksiyalar tarmog‘ida amaliy sinovdan o‘tkazilishi, shuningdek federativ o‘qitishning bank tashkilotlari o‘rtasidagi amaliy joriy etilishi masalalariga bag‘ishlanishi mumkin.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. Ngai E.W.T., Hu Y., Wong Y.H., Chen Y., Sun X. The application of data mining techniques in financial fraud detection: A classification framework and an academic review of literature // Decision Support Systems. — 2011. — Vol. 50, No. 3. — P. 559–569.
2. Dal Pozzolo A., Boracchi G., Caelen O., Alippi C., Bontempi G. Credit card fraud detection: a realistic modeling and a novel learning strategy // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. — 2018. — Vol. 29, No. 8. — P. 3784–3797.
3. Bahnsen A.C., Aouada D., Stojanovic A., Ottersten B. Feature engineering strategies for credit card fraud detection // Expert Systems with Applications. — 2016. — Vol. 51. — P. 134–142.
4. West J., Bhattacharya M. Intelligent financial fraud detection: A comprehensive review // Computers & Security. — 2016. — Vol. 57. — P. 47–66.
5. Ryman-Tubb N.F., Krause P., Garn W. How Artificial Intelligence and machine learning research impacts payment card fraud detection // Engineering Applications of Artificial Intelligence. — 2018. — Vol. 76. — P. 130–157.
6. Randhawa K., Loo C.K., Seera M., Lim C.P., Nandi A.K. Credit card fraud detection using AdaBoost and majority voting // IEEE Access. — 2018. — Vol. 6. — P. 14277–14284.
7. Jurgovsky J., Granitzer M., Ziegler K., Calabretto S., Portier P.-E., He-Guelton L., Caelen O. Sequence classification for credit-card fraud detection // Expert Systems with Applications. — 2018. — Vol. 100. — P. 234–245.

HSR (LONDON),
HOUGHTON STREET REVIEW JOURNAL
ISSN: 2058-5519|Impact factor-15.9
http://houghtonstreetreview.com/index.php/hsr

8. Fiore U., De Santis A., Perla F., Zanetti P., Palmieri F. Using generative adversarial networks for improving classification effectiveness in credit card fraud detection // Information Sciences. — 2019. — Vol. 479. — P. 448–455.
9. Roy A., Sun J., Mahoney R., Alonzi L., Adams S., Beling P. Deep learning detecting fraud in credit card transactions // Systems and Information Engineering Design Symposium (SIEDS). — IEEE, 2018. — P. 129–134.
10. Zhang G., Li Z., Huang J., Wu J., Zhou C., Yang J., Gao J. eFraudCom: An E-commerce Fraud Detection System via Competitive Graph Neural Networks // ACM Transactions on Information Systems. — 2022. — Vol. 40, No. 3. — P. 1–29.
11. Chandola V., Banerjee A., Kumar V. Anomaly detection: A survey // ACM Computing Surveys. — 2009. — Vol. 41, No. 3. — P. 1–58.
12. Carcillo F., Le Borgne Y.-A., Caelen O., Kessaci Y., Oblé F., Bontempi G. Combining unsupervised and supervised learning in credit card fraud detection // Information Sciences. — 2021. — Vol. 557. — P. 317–331.
13. Lundberg S.M., Lee S.-I. A unified approach to interpreting model predictions // Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). — 2017. — Vol. 30. — P. 4765–4774.
14. Bifet A., Gavaldà R. Learning from time-changing data with adaptive windowing // Proceedings of the SIAM International Conference on Data Mining. — 2007. — P. 443–448.
15. O‘zbekiston Respublikasining «To‘lov tizimlari va to‘lov xizmatlari to‘g‘risida»gi Qonuni // Qonun hujjatlari ma’lumotlari milliy bazasi, 2019 yil.
16. O‘zbekiston Respublikasi Markaziy banki. Bank tizimida axborot xavfsizligini ta’minlash bo‘yicha me’yoriy hujjatlar to‘plami.
17. Yang Q., Liu Y., Chen T., Tong Y. Federated machine learning: Concept and applications // ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology. — 2019. — Vol. 10, No. 2. — P. 1–19.
18. Abdullaev Sh.M. va boshq. Bank tizimida kiberxavfsizlik va firibgarlikka qarshi kurashning zamonaviy usullari: muammo va echimlar. — Toshkent: TDIU, 2024.