MOLIVAYIV OPERATSIYALARDA KORRUPSION XATTI-HARAKATLARNJ ANIQLASH UCHUN MACHINE LEARNING ALGORTIMLARDAN FOYDALANISH

Davronov Otabek Oybek o'g'li
Huquqni muhofaza qilish akademiyasi
otabekdavronovoybekovich@gmail.com
https://doi.org/10.5281/zenodo.22208178

Annotatsiya. Mazkur maqolada moliyaviy operatsiyalarda korrupsion xatti-harakatlar va ular bilan bog‘liq shubhali moliyaviy operatsiyalarni aniqlashda Machine Learning algoritmlaridan foydalanishning nazariy va amaliy jihatlari tadqiq etilgan. Raqamli bank xizmatlari, elektron to‘lovlar va moliyaviy texnologiyalarning jadal rivojlanishi natijasida amalga oshirilayotgan tranzaksiyalar hajmining ortib borishi moliyaviy nazoratning an’anaviy usullarini takomillashtirish zaruratini yuzaga keltirmoqda. Tadqiqotda Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine, Gradient Boosting va Isolation Forest algoritmlarining moliyaviy operatsiyalarni tasniflash hamda anomal tranzaksiyalarni aniqlashdagi imkoniyatlari tahlil qilingan. Shuningdek, tranzaksiyaning qiymati, chastotasi, vaqti, kontragentlar o‘rtasidagi aloqalar, mijozning tarixiy moliyaviy xatti-harakati va operatsiyalarning odatiy faoliyatdan chetlanishi kabi indikatorlardan foydalanish asosida risk-scoring modelini shakllantirish yondashuvi taklif etilgan. Tadqiqot natijalari Machine Learning algoritmlarini qoidaga asoslangan monitoring, anomaly detection va ekspert nazorati bilan integratsiyalash moliyaviy xavflarni erta aniqlash va nazorat samaradorligini oshirish imkonini berishini ko‘rsatadi. Maqolada, shuningdek, ma’lumotlar nomutanosibligi, algoritmik xolislik, ma’lumotlar xavfsizligi va Explainable AI masalalariga alohida e’tibor qaratilgan.

Kalit so‘zlar: Machine Learning, sun’iy intellekt, moliyaviy operatsiyalar, korrupsiya, korrupsion xatti-harakatlar, moliyaviy firibgarlik, shubhali tranzaksiyalar, anomaly detection, Random Forest, Logistic Regression, Gradient Boosting, risk-scoring, bank monitoringi, raqamli moliya, Explainable AI.

Аннотация. В данной статье рассматриваются теоретические и практические аспекты использования алгоритмов машинного обучения для выявления коррупционных практик и подозрительных финансовых операций. Увеличение объема транзакций, осуществляемых в результате быстрого развития цифровых банковских услуг, электронных платежей и финансовых технологий, создает необходимость совершенствования традиционных методов финансового контроля. В исследовании анализируются возможности алгоритмов логистической регрессии, дерева решений, случайного леса, машины опорных векторов, градиентного бустинга и изолирующего леса в классификации финансовых транзакций и выявлении аномальных транзакций. Также предлагается подход к формированию модели оценки риска на основе таких показателей, как стоимость транзакции, частота, время, отношения между контрагентами, историческое финансовое поведение клиента и отклонения от

нормальных операций. Результаты исследования показывают, что интеграция алгоритмов машинного обучения с мониторингом на основе правил, обнаружением аномалий и экспертным контролем позволяет осуществлять раннее выявление финансовых рисков и повышать эффективность контроля. В статье также рассматриваются вопросы асимметрии данных, алгоритмической предвзятости, безопасности данных и объяснимого искусственного интеллекта.

Ключевые слова: машинное обучение, искусственный интеллект, финансовые транзакции, коррупция, коррупционные практики, финансовое мошенничество, подозрительные транзакции, обнаружение аномалий, случайный лес, логистическая регрессия, градиентный бустинг, оценка рисков, мониторинг банков, цифровые финансы, объяснимый ИИ.

Abstract. This article studies the theoretical and practical aspects of using Machine Learning algorithms to detect corrupt practices and suspicious financial transactions in financial transactions. The increasing volume of transactions carried out as a result of the rapid development of digital banking services, electronic payments, and financial technologies creates the need to improve traditional methods of financial control. The study analyzes the capabilities of Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine, Gradient Boosting, and Isolation Forest algorithms in classifying financial transactions and identifying anomalous transactions. It also proposes an approach to forming a risk-scoring model based on indicators such as transaction value, frequency, time, relationships between counterparties, historical financial behavior of the client, and deviations from normal operations. The results of the study show that integrating Machine Learning algorithms with rule-based monitoring, anomaly detection, and expert supervision allows for early detection of financial risks and increased control efficiency. The article also focuses on issues of data asymmetry, algorithmic bias, data security, and Explainable AI.

Key words: Machine Learning, artificial intelligence, financial transactions, corruption, corrupt practices, financial fraud, suspicious transactions, anomaly detection, Random Forest, Logistic Regression, Gradient Boosting, risk-scoring, bank monitoring, digital finance, Explainable AI.

Kirish. Bugungi kunda raqamli iqtisodiyotning jadal rivojlanishi moliyaviy munosabatlarning mazmuni, shakli va amalga oshirish mexanizmlarini tubdan o‘zgartirmoqda. Bank xizmatlarining raqamlashtirilishi, mobil banking, elektron to‘lov tizimlari, internet-banking, elektron tijorat va fintech platformalarining keng tarqalishi natijasida moliyaviy operatsiyalar hajmi va tezligi keskin ortib bormoqda. Mazkur jarayon iqtisodiy subyektlar uchun yangi imkoniyatlarni yaratish bilan birga, moliyaviy tizimda korrupsion xatti-harakatlar, firibgarlik, noqonuniy mablag‘lar harakati va boshqa moliyaviy jinoyatlarni aniqlash hamda oldini olish masalasini yanada dolzarb holga keltirmoqda. Moliyaviy operatsiyalarda korrupsion xatti-harakatlar iqtisodiy resurslardan shaxsiy yoki guruhiy manfaatlar yo‘lida noqonuniy foydalanish, mansab vakolatlarini suiiste’mol qilish, manfaatlar to‘qnashuvi, noqonuniy to‘lovlarni amalga oshirish, davlat yoki xo‘jalik mablag‘larini maqsadsiz yo‘naltirish, shartnoma va xarid jarayonlarini manipulyatsiya qilish kabi turli shakllarda namoyon bo‘lishi mumkin. Bunday operatsiyalarning murakkabligi

shundaki, ular ko‘pincha qonuniy moliyaviy tranzaksiyaga o‘xshash ko‘rinishda amalga oshiriladi. Natijada bitta tranzaksiyani alohida ko‘rib chiqish orqali uning korrupsion xususiyatini aniqlash doimo ham mumkin emas. Moliyaviy korrupsiya sxemalarida bir nechta hisobvaraqlar, tashkilotlar, jismoniy shaxslar va kontragentlar ishtirok etishi mumkin. Mablag‘lar turli bank hisoblari o‘rtasida ketma-ket o‘tkazilishi, to‘lovlar kichik summalarga bo‘linishi, bir-biriga bog‘liq tashkilotlar o‘rtasida takroriy tranzaksiyalar amalga oshirilishi yoki mijozning odatiy moliyaviy faoliyatidan keskin farq qiluvchi operatsiyalar yuzaga kelishi mumkin. Shu sababli zamonaviy moliyaviy monitoring tizimi nafaqat oldindan belgilangan qoidalarga, balki katta hajmdagi ma’lumotlardan yashirin qonuniyatlarni aniqlay oladigan intellektual texnologiyalarga ham tayanishi lozim. An’anaviy moliyaviy nazorat tizimlarida ko‘pincha “rule-based” yondashuv, ya’ni oldindan belgilangan qoidalar asosida shubhali operatsiyalarni aniqlash mexanizmi qo‘llaniladi. Masalan, belgilangan chegaradan yuqori summadagi tranzaksiyalar, qisqa vaqt ichida amalga oshirilgan ko‘plab pul o‘tkazmalari yoki ayrim yuqori xavfli operatsiyalar avtomatik ravishda nazoratga olinadi. Bunday yondashuv aniq va oldindan ma’lum bo‘lgan xavflarni aniqlashda foydali bo‘lsa-da, yangi yoki murakkab korrupsion sxemalarni aniqlashda cheklangan imkoniyatlarga ega. Chunki korrupsion xatti-harakatlar doimiy ravishda yangi shakl va usullarga moslashib borishi mumkin. Shu nuqtayi nazardan, Machine Learning texnologiyalari moliyaviy monitoringni yangi bosqichga olib chiqish imkonini beradi. Machine Learning algoritmlari katta hajmdagi tarixiy ma’lumotlarni tahlil qilish, operatsiyalar o‘rtasidagi bog‘liqliklarni aniqlash, normal moliyaviy xatti-harakat modelini shakllantirish va undan sezilarli darajada farq qiluvchi tranzaksiyalarni aniqlash imkoniyatiga ega. Moliyaviy firibgarlikni aniqlash bo‘yicha tadqiqotlarda Machine Learning va Data Mining algoritmlarining turli klassifikatsiya hamda anomaly detection vazifalaridagi samaradorligi keng o‘rganilgan. Machine Learningning muhim afzalliklaridan biri — katta hajmdagi tranzaksiyalarni inson aralashuvisiz dastlabki bosqichda avtomatik saralash imkoniyatidir. Masalan, model bir vaqtning o‘zida tranzaksiya summasi, operatsiya vaqti, chastotasi, kontragentning moliyaviy tarixi, geografik ko‘rsatkichlar, mijozning avvalgi xatti-harakatlari va boshqa ko‘plab parametrlarni hisobga olishi mumkin. Natijada har bir operatsiya uchun ma’lum bir risk score shakllantiriladi. Moliyaviy operatsiyalarda korrupsiya xavfini aniqlash uchun nazorat ostidagi (supervised learning) va nazoratsiz (unsupervised learning) Machine Learning algoritmlaridan foydalanish mumkin. Supervised learning yondashuvida ilgari tekshirilgan va belgilangan operatsiyalar asosida model o‘qitiladi. Bunda normal va shubhali operatsiyalar o‘rtasidagi farqlar o‘rganiladi. Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine va Gradient Boosting kabi algoritmlar ushbu vazifada qo‘llanishi mumkin. Agar shubhali operatsiyalar bo‘yicha yetarli darajada belgilangan ma’lumotlar mavjud bo‘lmasa, unsupervised learning algoritmlaridan foydalanish muhim ahamiyat kasb etadi. Bunday holatda model oldindan “korrupsion” deb belgilangan operatsiyalarni emas, balki moliyaviy faoliyatdagi odatiy xatti-harakatlarni o‘rganadi va ulardan sezilarli darajada farq qiluvchi kuzatuvlarni aniqlaydi. Isolation Forest, clustering va Autoencoder kabi anomaly detection yondashuvlari shu maqsadda qo‘llanishi mumkin.

Moliyaviy monitoringda Machine Learning algoritmlarini qo‘llashning yana bir muhim jihati — ma’lumotlar nomutanosibligi (class imbalance) muammosidir. Odatda bank tizimida normal tranzaksiyalar soni shubhali operatsiyalar sonidan juda ko‘p bo‘ladi.

Natijada oddiy Accuracy ko‘rsatkichi modelning haqiqiy samaradorligini to‘liq ifodalay olmaydi. Masalan, ma’lumotlar bazasining 99 foizi normal operatsiyalardan va atigi 1 foizi shubhali operatsiyalardan iborat bo‘lsa, model barcha operatsiyalarni normal deb baholagan taqdirda ham 99 foizlik aniqlikka ega bo‘lishi mumkin. Bunday model amaliy moliyaviy monitoring uchun yetarli darajada samarali emas. Shu sababli tadqiqotlarda Precision, Recall, F1-score, ROC-AUC, PR-AUC, False Positive Rate va False Negative Rate kabi ko‘rsatkichlardan foydalanish maqsadga muvofiq. Ayniqsa, Recall ko‘rsatkichi muhim ahamiyatga ega, chunki shubhali operatsiyani normal operatsiya sifatida noto‘g‘ri tasniflash moliyaviy xavfni oshirishi mumkin. Korrupsion xatti-harakatlarni aniqlashda faqat alohida tranzaksiyalarni emas, balki ular o‘rtasidagi o‘zaro aloqalarni ham tahlil qilish talab etiladi. Shu sababli zamonaviy tadqiqotlarda Graph Analytics va Graph Neural Networks (GNN) texnologiyalaridan foydalanish imkoniyatlari ham kengayib bormoqda. Grafik modelida bank hisobvaraqlari, mijozlar, tashkilotlar va kontragentlar tugunlar, ular o‘rtasidagi pul o‘tkazmalari esa qirralar sifatida ifodalanadi. Bu yondashuv orqali oddiy tranzaksion tahlilda ko‘rinmaydigan murakkab moliyaviy aloqalarni aniqlash mumkin. Bundan tashqari, moliyaviy sohada Machine Learning tizimlarining tushuntiriluvchanligi (Explainable AI) alohida ahamiyatga ega. Bank xodimi yoki moliyaviy nazorat mutaxassisi nima sababdan ma’lum bir operatsiya yuqori xavfli deb baholanganini tushunishi kerak. Shu sababli model faqat “yuqori xavf” degan natijani emas, balki ushbu xulosaga ta’sir qilgan asosiy indikatorlarni ham ko‘rsatishi lozim. Bunday yondashuv algoritmik qarorlarga bo‘lgan ishonchni oshiradi va ekspert tekshiruvini samaraliroq tashkil etish imkonini beradi.

O‘zbekiston sharoitida mazkur masalaning dolzarbligi mamlakat bank-moliya tizimining jadal raqamlashtirilishi, elektron to‘lovlar hajmining ortishi va moliyaviy monitoring mexanizmlarini takomillashtirish jarayonlari bilan bog‘liq. Markaziy bank tomonidan banklarda risklarni boshqarish, moliyaviy monitoring va antifrod mexanizmlarini rivojlantirishga katta e’tibor qaratilmoqda. Xususan, yuqori xavfli operatsiyalarni aniqlash, risk indikatorlarini monitoring qilish va erta ogohlantirish mexanizmlarini rivojlantirish zamonaviy bank nazoratining muhim yo‘nalishlaridan hisoblanadi. Shu nuqtayi nazardan, O‘zbekiston bank-moliya sektorida mavjud antifrod va moliyaviy monitoring tizimlarini Machine Learning algoritmlari bilan integratsiyalash istiqbolli ilmiy-amaliy vazifa hisoblanadi. Bunda sun’iy intellekt mavjud nazorat mexanizmlarini to‘liq almashtirmasdan, ularning analitik imkoniyatlarini kengaytiruvchi vosita sifatida qo‘llanishi maqsadga muvofiq. Mazkur tadqiqotning ilmiy yangiligi moliyaviy operatsiyalarda korrupsion xavfni aniqlash uchun qoidaga asoslangan monitoring, Machine Learning klassifikatsiyasi, anomaly detection, risk-scoring va inson ekspertizasini yagona gibrid mexanizmga birlashtirish konsepsiyasini taklif etishdan iborat. Bunday mexanizm moliyaviy operatsiyalarni real vaqtga yaqin rejimda tahlil qilish, shubhali operatsiyalarni avtomatik saralash va nazorat resurslarini eng yuqori xavfli holatlarga yo‘naltirish imkonini berishi mumkin. Tadqiqotning maqsadi moliyaviy operatsiyalarda korrupsion xatti-harakatlar bilan bog‘liq shubhali operatsiyalarni aniqlashda Machine Learning algoritmlaridan foydalanishning nazariy va amaliy asoslarini ishlab chiqish hamda ularni moliyaviy monitoring tizimiga integratsiyalash bo‘yicha ilmiy taklif va tavsiyalar ishlab chiqishdan iborat. Tadqiqotning obyekti sifatida moliyaviy operatsiyalarni monitoring qilish jarayonlari, predmeti sifatida esa ushbu operatsiyalarda korrupsion xavflarni Machine Learning algoritmlari yordamida aniqlash

usullari va mexanizmlari belgilangan. Shunday qilib, moliyaviy operatsiyalarda korrupsion xatti-harakatlarni aniqlashda Machine Learning algoritmlaridan foydalanish nafaqat texnologik, balki iqtisodiy va institutsional ahamiyatga ham ega. Ushbu texnologiyalar yordamida moliyaviy nazoratni proaktiv shaklga o‘tkazish, mavjud xavflarni erta aniqlash va nazorat resurslaridan samarali foydalanish imkoniyatlari kengayadi. Shu bilan birga, Machine Learning natijalari korrupsiya faktining yakuniy isboti emas, balki ekspert tekshiruvi uchun risk signali sifatida talqin qilinishi lozim. Mazkur tamoyil algoritmik xatolarni kamaytirish, fuqarolar va tashkilotlarning qonuniy manfaatlarini himoya qilish hamda moliyaviy monitoring tizimining ishonchliligini ta’minlash uchun muhimdir.

Adabiyotlar tahlili. Moliyaviy operatsiyalarda korrupsion xatti-harakatlar, moliyaviy firibgarlik va shubhali tranzaksiyalarni aniqlash masalasi so‘nggi yillarda iqtisodiyot, moliya, axborot texnologiyalari va kiberxavfsizlik fanlarining kesishmasida shakllanayotgan muhim ilmiy yo‘nalishlardan biriga aylandi. Ayniqsa, raqamli bank xizmatlari va elektron to‘lov tizimlarining rivojlanishi natijasida moliyaviy ma’lumotlar hajmining keskin ortishi ushbu ma’lumotlarni avtomatik tahlil qilish imkonini beruvchi Machine Learning algoritmlariga bo‘lgan ilmiy va amaliy qiziqishni kuchaytirmoqda. Mazkur yo‘nalishdagi dastlabki tadqiqotlarda moliyaviy firibgarlikni aniqlash uchun statistik usullar, ekspert tizimlari, qoidaga asoslangan monitoring va Data Mining texnologiyalaridan foydalanishga asosiy e’tibor qaratilgan. Keyinchalik katta hajmdagi ma’lumotlarni qayta ishlash imkoniyatlarining kengayishi bilan klassifikatsiya, clustering, outlier detection va prediction algoritmlaridan foydalanish rivojlandi. Hozirgi bosqichda esa ushbu yo‘nalish Machine Learning, Deep Learning, anomaly detection, graph analytics va Explainable AI texnologiyalari bilan yanada takomillashmoqda.

Moliyaviy firibgarlikni aniqlash bo‘yicha dastlabki ilmiy yondashuvlar. Moliyaviy firibgarlikni aniqlash bo‘yicha muhim fundamental tadqiqotlardan biri Ngai va hammualliflar tomonidan amalga oshirilgan. Mualliflar 1997–2008-yillar oralig‘ida chop etilgan 49 ta ilmiy maqolani tahlil qilib, Data Mining texnologiyalarining moliyaviy firibgarlikni aniqlashdagi qo‘llanilishini tizimlashtirgan. Tadqiqotda moliyaviy firibgarlik bank firibgarligi, sug‘urta firibgarligi, qimmatli qog‘ozlar va boshqa moliyaviy firibgarlik turlariga ajratilib, Data Mining usullari esa classification, regression, clustering, prediction, outlier detection va visualization kabi oltita asosiy guruhga tasniflangan. Mazkur tadqiqotning ilmiy ahamiyati shundaki, unda moliyaviy firibgarlikni aniqlash masalasini faqat bitta algoritm yordamida emas, balki turli ma’lumotlarni tahlil qilish metodlari majmuasi sifatida ko‘rish zarurligi asoslangan. Ayniqsa, outlier detection konsepsiyasi keyinchalik moliyaviy operatsiyalardagi anomal xatti-harakatlarni Machine Learning yordamida aniqlash tadqiqotlari uchun muhim nazariy asos bo‘ldi. Ngai va hammualliflar tadqiqotidan kelib chiqib, moliyaviy operatsiyalarni tahlil qilishda faqat “firibgarlik mavjud” yoki “firibgarlik mavjud emas” tarzidagi ikkilik klassifikatsiya bilan cheklanmasdan, tranzaksiyaning normal moliyaviy xatti-harakatdan qanchalik uzoqlashganini aniqlash ham muhimligi ko‘rinadi. Bu yondashuv korrupsion xatti-harakatlarni aniqlash uchun ham dolzarbdir, chunki korrupsiya bilan bog‘liq operatsiyalar har doim ham oldindan ma’lum qoidalarga mos kelavermaydi.

Anomaly Detection konsepsiyasining nazariy asoslari. Moliyaviy operatsiyalarda korrupsion yoki shubhali xatti-harakatlarni aniqlashda anomaly detection alohida ahamiyatga ega. Chandola, Banerjee va Kumar tomonidan ishlab chiqilgan “Anomaly Detection: A Survey” tadqiqoti mazkur yo‘nalishning fundamental ishlaridan biri hisoblanadi. Mualliflar anomaly detectionni ma’lumotlarda kutilayotgan xatti-harakatga mos kelmaydigan namunalarni aniqlash muammosi sifatida izohlaydi va mavjud usullarni ularning asosiy metodologik yondashuvlari bo‘yicha tizimlashtiradi. Ushbu nazariy yondashuv moliyaviy monitoring uchun juda muhim, chunki korrupsion operatsiyalar ko‘pincha umumiy tranzaksiyalar oqimida “anomaliya” sifatida namoyon bo‘ladi. Masalan, mijoz odatda oyiga bir necha marta kichik summalarda operatsiya amalga oshirsa, birdaniga juda katta miqdorda pul o‘tkazishi model tomonidan anomal holat sifatida baholanishi mumkin. Biroq anomaly har doim korrupsiya degani emas. Bu metodologik jihatdan muhim farq hisoblanadi. Anomaliya faqat odatiy xatti-harakatdan statistik og‘ish mavjudligini bildiradi. Shuning uchun Machine Learning tizimining “shubhali operatsiya” haqidagi xulosasi yakuniy huquqiy baho emas, balki qo‘shimcha ekspert tekshiruviga asos bo‘luvchi signal sifatida qaralishi lozim.

Machine Learning algoritmlarining moliyaviy monitoringdagi rivojlanishi. Machine Learning algoritmlarining moliyaviy operatsiyalarda qo‘llanishi bilan bog‘liq tadqiqotlar soni ayniqsa so‘nggi o‘n yillikda sezilarli darajada oshdi. Bunda supervised learning, unsupervised learning va keyinchalik Deep Learning yondashuvlari asosiy ilmiy yo‘nalishlarni tashkil etmoqda. Supervised learning yondashuvida algoritm ilgari belgilangan ma’lumotlar asosida o‘qitiladi. Masalan, oldingi tekshiruvlar natijasida normal va shubhali deb tasniflangan tranzaksiyalar model uchun o‘quv namunasi vazifasini bajaradi. Bunday yondashuvda Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine, Naïve Bayes va Gradient Boosting kabi algoritmlar qo‘llanilishi mumkin. Unsupervised learning esa oldindan belgilangan “fraud” yoki “corruption” yorliqlari mavjud bo‘lmagan vaziyatlarda qo‘llaniladi. Bunda model ma’lumotlarning ichki tuzilishini o‘rganadi va normal xatti-harakatdan farq qiluvchi namunalarni aniqlaydi. Shu sababli unsupervised learning korrupsion operatsiyalarning yangi va ilgari kuzatilmagan shakllarini aniqlashda katta istiqbolga ega.

Machine Learning bo‘yicha tizimli tadqiqotlar. Ali va hammualliflar tomonidan 2022-yilda amalga oshirilgan tizimli adabiyotlar sharhi moliyaviy firibgarlikni Machine Learning asosida aniqlash bo‘yicha muhim tadqiqotlardan biridir. Mualliflar Kitchenham metodologiyasidan foydalanib, mavjud ilmiy adabiyotlarni tizimli ravishda o‘rgangan va 93 ta ilmiy maqolani tahlil qilgan. Tadqiqotda Support Vector Machine (SVM) va Artificial Neural Network (ANN) eng ko‘p qo‘llangan algoritmlar qatorida ekanligi, kredit karta firibgarligi esa Machine Learning yordamida eng ko‘p tadqiq qilingan moliyaviy firibgarlik turi ekanligi ko‘rsatilgan. Mazkur tadqiqotdan kelib chiqadigan muhim xulosa shundan iboratki, Machine Learning algoritmlarining samaradorligi faqat algoritmning o‘ziga emas, balki ma’lumotlar to‘plamining sifati, xususiyatlarning to‘g‘ri tanlanishi va baholash metodologiyasiga ham bog‘liq. Bu jihat korrupsion operatsiyalarni aniqlash uchun ayniqsa muhimdir. Chunki korrupsiya holatlari moliyaviy firibgarlikka nisbatan kamroq standartlashtirilgan bo‘lishi va tarixiy ma’lumotlarda aniq yorliqlangan namunalar yetishmasligi mumkin.

Klassifikatsiya algoritmlarining imkoniyatlari. Adabiyotlarda Logistic Regression moliyaviy operatsiyalarni tasniflash uchun tushuntiriluvchan va nisbatan sodda bazaviy model sifatida ko‘rib chiqiladi. Uning asosiy afzalligi — model natijasiga ta’sir qiluvchi omillarni statistik jihatdan izohlash imkoniyatidir. Decision Tree algoritmi esa moliyaviy operatsiyalarni “agar–unda” qoidalari orqali tasniflash imkonini beradi. Mazkur xususiyat moliyaviy nazorat xodimlari uchun model qarorlarini tushunarli shaklda ifodalashda foydalidir. Random Forest bir nechta qaror daraxtlarini birlashtirib, klassifikatsiya barqarorligini oshiradi. U moliyaviy operatsiyalarda ko‘plab indikatorlar o‘rtasidagi nolinear bog‘liqliklarni aniqlash imkonini beradi. Support Vector Machine esa murakkab ma’lumotlar fazosida turli sinflarni ajratish uchun optimal gipertekislikni topishga asoslanadi. Ali va hammualliflar sharhida SVM moliyaviy firibgarlikni aniqlashda eng ko‘p qo‘llanilgan algoritmlardan biri sifatida qayd etilgan. Gradient Boosting algoritmlari esa bir nechta zaif modellarni ketma-ket birlashtirish orqali klassifikatsiya xatolarini kamaytirishga intiladi. Ushbu yondashuv murakkab va nolinear moliyaviy ma’lumotlar bilan ishlashda istiqbolli hisoblanadi.

Adabiyotlarda moliyaviy firibgarlikni aniqlashdagi eng muhim metodologik muammolardan biri sifatida class imbalance masalasi ko‘p uchraydi. Moliyaviy tizimlarda normal operatsiyalar soni shubhali operatsiyalar sonidan juda katta bo‘lishi mumkin.

Shuning uchun:

$$N_{normal} \gg N_{fraud}$$

munosabati yuzaga keladi.

Bunday datasetda model barcha tranzaksiyalarni normal deb belgilash orqali yuqori Accuracy ko‘rsatishi mumkin. Ammo amaliy nuqtayi nazardan bunday model shubhali operatsiyalarni aniqlashda foydasiz bo‘lib qoladi. Shu sababli adabiyotlarda oversampling, undersampling, SMOTE, cost-sensitive learning va ensemble learning kabi usullar qo‘llanadi. Bundan tashqari, model samaradorligini baholashda Recall va Precision o‘rtasidagi muvozanatga alohida e’tibor beriladi. Korrupsion operatsiyalarni aniqlashda bu muammo yanada murakkabroq bo‘lishi mumkin. Chunki korrupsion operatsiyalar odatda umumiy moliyaviy tranzaksiyalarning juda kichik qismini tashkil etadi. Demak, O‘zbekiston bank-moliya sektori uchun ishlab chiqiladigan modelda class imbalance muammosini dastlabki metodologik bosqichdayoq hisobga olish zarur.

Unsupervised Learning va yangi shubhali sxemalarni aniqlash. Korrupsion xatti-harakatlarni aniqlashda unsupervised learning alohida istiqbolga ega. Buning asosiy sababi — korrupsiya bilan bog‘liq barcha operatsiyalar bo‘yicha yetarlicha belgilangan tarixiy ma’lumotlar bazasi mavjud bo‘lmasligi mumkin. Bunday holatda model normal moliyaviy xatti-harakatni o‘rganadi. Keyinchalik normal modeldan sezilarli darajada farq qiluvchi tranzaksiyalar aniqlanadi. Isolation Forest, One-Class SVM, clustering va Autoencoder kabi usullar shunday vazifalarda qo‘llanishi mumkin. Chandola va hammualliflarning anomaly detection bo‘yicha fundamental sharhi bunday usullarning asosiy nazariy tamoyillarini shakllantirgan. Mualliflar anomaly detectionning turli yondashuvlarini ularning normal va anomal xatti-harakatni ajratish uchun qabul qiladigan farazlari asosida tasniflagan. Shu

nuqtayi nazardan, korrupsion xatti-harakatlarni aniqlashda anomaly detectionni klassifikatsiya modeli bilan birlashtirish samarali strategiya bo‘lishi mumkin.

Umuman olganda, mavjud ilmiy adabiyotlar moliyaviy operatsiyalarni Machine Learning yordamida monitoring qilish an’anaviy nazorat mexanizmlariga nisbatan katta analitik imkoniyatlarga ega ekanligini ko‘rsatmoqda. Ngai va hammualliflar Data Mining usullarining moliyaviy firibgarlikni aniqlashdagi nazariy asoslarini shakllantirgan bo‘lsa, Chandola va hammualliflar anomaly detection konsepsiyasini tizimlashtirgan. Ali va hammualliflarning 2022-yilgi tizimli sharhi Machine Learning algoritmlarining moliyaviy firibgarlikni aniqlashdagi keng qo‘llanishini ko‘rsatgan bo‘lsa, Hernandez Aros va hammualliflarning 2024-yilgi tadqiqoti so‘nggi yillardagi ilmiy tendensiyalarni yanada kengroq qamrab olgan. Shu bilan birga, mavjud tadqiqotlarning asosiy qismi kredit karta firibgarligi va umumiy financial fraud detectionga yo‘naltirilgan. Korrupsion xatti-harakatlarni bevosita aniqlash, ayniqsa bank-moliya tizimining mahalliy xususiyatlarini hisobga olgan holda Machine Learning modelini ishlab chiqish bo‘yicha tadqiqotlar nisbatan kam. Demak, mazkur maqolaning ilmiy yo‘nalishi mavjud tadqiqotlardagi ushbu bo‘shliqni to‘ldirishga qaratilib, Machine Learning algoritmlarini moliyaviy operatsiyalardagi korrupsion xavfni baholashga moslashtirish, anomaly detection va risk-scoring mexanizmlarini integratsiyalash hamda model natijalarini ekspert nazorati bilan birlashtirishga asoslanadi. Bu yondashuv moliyaviy monitoringni retrospektiv nazoratdan proaktiv, ma’lumotlarga asoslangan va intellektual monitoring tizimiga o‘tkazish uchun metodologik asos bo‘lib xizmat qilishi mumkin.

Muhokama. Moliyaviy operatsiyalarda korrupsion xatti-harakatlarni aniqlashda Machine Learning algoritmlaridan foydalanish natijalari shuni ko‘rsatadiki, sun’iy intellektga asoslangan yondashuvlar an’anaviy moliyaviy monitoring mexanizmlarining analitik imkoniyatlarini sezilarli darajada kengaytirishi mumkin. Ayniqsa, tranzaksiyalar hajmining ortib borishi, elektron to‘lovlarning kengayishi va moliyaviy operatsiyalarning murakkablashuvi sharoitida barcha operatsiyalarni faqat inson ekspertlari yordamida tekshirish amaliy jihatdan qiyin. Machine Learning algoritmlari esa katta hajmdagi ma’lumotlarni qisqa vaqt ichida qayta ishlash, o‘zaro bog‘liq indikatorlarni aniqlash va shubhali operatsiyalarni avtomatik ravishda saralash imkonini beradi. Mazkur tadqiqot doirasida korrupsion xatti-harakatlarni aniqlashni faqat alohida tranzaksiyani baholash masalasi sifatida emas, balki mijoz, kontragent, hisobvaraq, tranzaksiya va vaqt omillari o‘rtasidagi murakkab bog‘liqliklarni tahlil qilish jarayoni sifatida ko‘rib chiqish maqsadga muvofiq. Chunki korrupsion sxemalar ko‘pincha bitta moliyaviy operatsiyada emas, balki bir nechta o‘zaro bog‘liq operatsiyalar ketma-ketligida namoyon bo‘ladi.

Machine Learning algoritmlarining moliyaviy monitoringdagi ahamiyati. Tadqiqot natijalari Machine Learning algoritmlarining asosiy afzalligi katta hajmdagi tranzaksiyalarni avtomatik tasniflash va ulardagi noodatiy xatti-harakatlarni aniqlash imkoniyati ekanligini ko‘rsatadi. An’anaviy monitoring tizimlari oldindan belgilangan qoidalarga asoslanadi. Masalan, ma’lum bir miqdordan yuqori pul o‘tkazmasi yoki qisqa vaqt ichida ko‘p marotaba amalga oshirilgan tranzaksiya shubhali deb baholanishi mumkin. Biroq bunday qoidalar korrupsion sxemalarning yangi shakllarini aniqlashda yetarli bo‘lmasligi mumkin. Machine Learning algoritmlari esa tarixiy ma’lumotlardan foydalanib, oldindan belgilanmagan bog‘liqliklarni ham aniqlash imkoniyatiga ega.

Masalan, model quyidagi belgilar kombinatsiyasini aniqlashi mumkin:

- tranzaksiya summasining mijozning odatiy operatsiyalaridan keskin farq qilishi;
- bir xil yoki o‘zaro bog‘liq kontragentlarga takroriy to‘lovlar;
- qisqa vaqt oralig‘ida hisobvaraqlar o‘rtasida mablag‘larning tez aylanishi;
- bir nechta tashkilotlarning bitta moliyaviy manbaga bog‘liqligi;
- operatsiyalar hajmining keskin o‘zgarishi;
- tranzaksiya vaqti va chastotasining odatiy faoliyatdan farq qilishi;
- bir-biriga bog‘liq tashkilotlar o‘rtasidagi takroriy moliyaviy operatsiyalar.

Demak, Machine Learning modeli alohida indikatorlardan tashqari, ularning kombinatsiyasini ham tahlil qilishi mumkin.

Tadqiqotning muhim jihatlaridan biri anomaly detection yondashuvining korrupsion operatsiyalarni aniqlashdagi imkoniyatlarini ko‘rsatishdir. Korrupsion operatsiyalarning barcha shakllari bo‘yicha oldindan belgilangan ma’lumotlar bazasini yaratish qiyin bo‘lishi mumkin. Shu sababli unsupervised learning algoritmlari yangi va ilgari kuzatilmagan shubhali xatti-harakatlarni aniqlash uchun muhim vosita hisoblanadi. Isolation Forest kabi algoritmlar ma’lumotlar to‘plamidagi kam uchraydigan va boshqa kuzatuvlardan farq qiluvchi operatsiyalarni ajratib ko‘rsatishi mumkin. Bunda model “korrupsiya” tushunchasini bevosita o‘rganmaydi, balki odatiy moliyaviy xatti-harakatni aniqlaydi va undan keskin farq qiluvchi holatlarni ajratadi. Biroq anomaly detection natijasini korrupsiya faktining o‘zi sifatida talqin qilish noto‘g‘ri bo‘ladi. Masalan, katta miqdordagi qonuniy investitsiya yoki favqulodda to‘lov ham statistik jihatdan anomal bo‘lishi mumkin. Shu sababli model tomonidan aniqlangan anomaly ekspert tomonidan qo‘shimcha tekshirilishi kerak. Bu holat Machine Learning + Expert Review modelining zarurligini ko‘rsatadi.

Tadqiqotda ilgari ko‘rib chiqilgan ilmiy adabiyotlar bilan taqqoslaganda, Machine Learningning moliyaviy firibgarlikni aniqlashdagi samaradorligi haqidagi xulosalar mazkur tadqiqotning asosiy nazariy yo‘nalishlarini qo‘llab-quvvatlaydi. Xususan, oldingi tadqiqotlarda Data Mining va anomaly detection metodlarining moliyaviy operatsiyalarni tahlil qilishdagi imkoniyatlari ko‘rsatilgan. Keyingi tadqiqotlarda esa SVM, ANN, Random Forest, Deep Learning va boshqa algoritmlarning moliyaviy firibgarlikni aniqlashdagi qo‘llanilishi kengaygan. Biroq mazkur tadqiqotning o‘ziga xos jihati moliyaviy firibgarlik tushunchasini korrupsion xatti-harakatlarni aniqlash masalasi bilan bog‘lash va risk-scoring, anomaly detection, Graph Analytics hamda ekspert nazoratini yagona mexanizm sifatida ko‘rib chiqishdan iborat.

Umuman olganda, tahlil natijalari moliyaviy operatsiyalarda korrupsion xatti-harakatlarni aniqlash uchun Machine Learning algoritmlaridan foydalanish an’anaviy monitoring tizimlarini sezilarli darajada takomillashtirish imkoniyatiga ega ekanligini ko‘rsatadi. Eng samarali natijaga bitta algoritmni tanlash orqali emas, balki bir nechta texnologik yondashuvlarni integratsiyalash orqali erishish mumkin. Xususan, qoidaga asoslangan monitoring ma’lum bo‘lgan xavflarni aniqlasa, supervised learning tarixiy ma’lumotlar asosida operatsiyalarni klassifikatsiya qiladi, anomaly detection yangi shubhali xatti-harakatlarni aniqlaydi, Graph Analytics esa operatsiyalar o‘rtasidagi murakkab

aloqalarni ochib beradi. Risk-scoring ushbu ma'lumotlarni umumlashtiradi, Explainable AI esa model qarorlarini tushuntiradi. Mazkur model moliyaviy operatsiyani bir nechta mustaqil indikatorlar orqali baholash imkonini beradi. Natijada monitoring tizimi faqat "shubhali operatsiyani topish" emas, balki qaysi sabablar ushbu operatsiyani xavfli qilayotganini aniqlash va ekspert tekshiruvini ustuvorlashtirish imkoniyatiga ega bo'ladi. Demak, Machine Learning algoritmlaridan foydalanish moliyaviy korrupsiyaga qarshi kurashda texnologik vosita bo'lish bilan birga, moliyaviy monitoringni reaktiv nazoratdan proaktiv xavfni boshqarish tizimiga transformatsiya qilish uchun muhim ilmiy-amaliy asos yaratadi.

Xulosa. Mazkur tadqiqotda moliyaviy operatsiyalarda korrupsion xatti-harakatlarni aniqlashda Machine Learning algoritmlaridan foydalanishning nazariy va amaliy jihatlari tahlil qilindi. Tadqiqot natijalari shuni ko'rsatadiki, moliyaviy operatsiyalar hajmining ortishi, elektron to'lovlar va raqamli bank xizmatlarining rivojlanishi sharoitida an'anaviy, faqat oldindan belgilangan qoidalarga asoslangan monitoring tizimlari murakkab va yashirin korrupsion sxemalarni aniqlashda yetarli bo'lmasligi mumkin. Machine Learning algoritmlarining asosiy ustunligi katta hajmdagi tranzaksiyalarni avtomatik ravishda qayta ishlash, normal moliyaviy xatti-harakatlarni modellashtirish, anomal operatsiyalarni aniqlash va shubhali tranzaksiyalarni xavf darajasi bo'yicha saralash imkoniyatidan iborat. Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, Support Vector Machine va Gradient Boosting kabi supervised learning algoritmlari tarixiy ma'lumotlar asosida ma'lum turdagi shubhali operatsiyalarni klassifikatsiya qilishda samarali vosita bo'lishi mumkin. Isolation Forest, One-Class SVM va boshqa anomaly detection algoritmlari esa oldindan belgilanmagan, yangi va noodatiy moliyaviy xatti-harakatlarni aniqlash imkonini beradi. Tadqiqotda aniqlangan muhim jihatlardan biri shundaki, moliyaviy korrupsiyani aniqlashda faqat bitta Machine Learning algoritmiga tayanish maqsadga muvofiq emas. Eng samarali yondashuv sifatida qoidaga asoslangan monitoring, supervised learning, unsupervised anomaly detection, Graph Analytics, risk-scoring va ekspert nazoratini o'z ichiga oluvchi gibrid modelni shakllantirish taklif etildi. Tadqiqot natijalari moliyaviy monitoring tizimida risk-scoring mexanizmidan foydalanishning amaliy ahamiyatini ham ko'rsatdi. Bunda har bir tranzaksiyaga uning moliyaviy xususiyatlari, mijozning tarixiy faoliyati, kontragentlar bilan aloqalari, operatsiya chastotasi va boshqa indikatorlar asosida risk balli beriladi. Ushbu yondashuv nazorat resurslarini eng yuqori xavfga ega operatsiyalarga yo'naltirish imkonini beradi. Korrupsion sxemalar ko'pincha bir nechta shaxs, tashkilot va hisobvaraqlar o'rtasidagi bog'langan tranzaksiyalar orqali amalga oshirilishi sababli Graph Analytics va Graph Neural Networks texnologiyalaridan foydalanish istiqbolli yo'nalish sifatida baholandi. Grafik yondashuv orqali alohida tranzaksiyada sezilmaydigan, biroq tranzaksiyalar tarmog'ida yaqqol ko'rinadigan moliyaviy bog'liqliklarni aniqlash mumkin. Umuman olganda, Machine Learning algoritmlarini moliyaviy monitoringga joriy etish korrupsion xavflarni erta aniqlash, nazorat samaradorligini oshirish, inson resurslaridan oqilona foydalanish va moliyaviy tizim shaffofligini kuchaytirishga xizmat qilishi mumkin. Kelgusidagi tadqiqotlarda O'zbekiston bank-moliya sektori uchun real vaqt rejimida ishlaydigan, Graph Neural Networks, Explainable AI va adaptive learning texnologiyalarini birlashtirgan intellektual korrupsion xavfni baholash tizimini ishlab chiqish istiqbolli ilmiy yo'nalish sifatida qaraladi.

Foydalanilgan adabiyotlar

1. Ngai, E. W. T., Hu, Y., Wong, Y. H., Chen, Y., & Sun, X. (2011). The application of data mining techniques in financial fraud detection: A classification framework and an academic review of literature. *Decision Support Systems, 50*(3), 559–569. https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.006
2. Chandola, V., Banerjee, A., & Kumar, V. (2009). Anomaly detection: A survey. *ACM Computing Surveys, 41*(3), Article 15, 1–58. https://doi.org/10.1145/1541880.1541882
3. Phua, C., Lee, V., Smith, K., & Gayler, R. (2010). A comprehensive survey of data mining-based fraud detection research. *Artificial Intelligence Review, 34*, 1–14. https://doi.org/10.1007/s10462-009-9155-4
4. Abdallah, A., Maarof, M. A., & Zainal, A. (2016). Fraud detection system: A survey. *Journal of Network and Computer Applications, 68*, 90–113. https://doi.org/10.1016/j.jnca.2016.04.007
5. West, J., & Bhattacharya, M. (2016). Intelligent financial fraud detection: A comprehensive review. *Computers & Security, 57*, 47–66. https://doi.org/10.1016/j.cose.2015.09.005
6. Bahnsen, A. C., Aouada, D., Stojanovic, A., & Ottersten, B. (2016). Feature engineering strategies for credit card fraud detection. *Expert Systems with Applications, 51*, 134–142. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.12.030
7. Jurgovsky, J., Granitzer, M., Ziegler, K., Calabretto, S., Portier, P.-E., He-Guelton, L., & Caelen, O. (2018). Sequence classification for credit-card fraud detection. *Expert Systems with Applications, 100*, 234–245. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.01.037
8. Ali, A., Ghazal, T. M., Abbas, S., Khan, M. A., Almutairi, M., Almalik, A. A., & Ahmad, M. (2022). Financial fraud detection based on machine learning: A systematic literature review. *Applied Sciences, 12*(19), 9637. https://doi.org/10.3390/app12199637
9. Hernández Aros, L., Bustamante, M. A., Moreno, M. R., & Rodríguez, J. A. (2024). Financial fraud detection through machine learning techniques: A systematic review. *Humanities and Social Sciences Communications, 11*. https://doi.org/10.1057/s41599-024-03606-0
10. Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning, 45*, 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324
11. Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning, 20*, 273–297. https://doi.org/10.1007/BF00994018
12. Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *The Annals of Statistics, 29*(5), 1189–1232. https://doi.org/10.1214/aos/1013203451
13. Liu, F. T., Ting, K. M., & Zhou, Z.-H. (2008). Isolation forest. In *2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining* (pp. 413–422). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICDM.2008.17
14. Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., et al. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research, 12*, 2825–2830.

15. Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. In *Advances in Neural Information Processing Systems, 30*.
16. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
17. Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data Mining: Concepts and Techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.
18. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction* (2nd ed.). Springer.
19. OECD. (2021). *Preventing Corruption in Public Procurement*. OECD Publishing, Paris.
20. FATF. (2021). *Opportunities and Challenges of New Technologies for AML/CFT*. Financial Action Task Force, Paris.
21. O‘zbekiston Respublikasi Markaziy banki. (2024). *Bank tizimi va moliyaviy barqarorlik bo‘yicha statistik va tahliliy materiallar*. Toshkent.
22. O‘zbekiston Respublikasi Korrupsiyaga qarshi kurashish agentligi. (2024). *Korrupsiyaga qarshi kurashish va korrupsiya xavflarini boshqarish bo‘yicha materiallar*. Toshkent.