BITKOIN TRANZAKSIYALARIDA ANOMALIYALARNI NAZORATSIZ MASHINAVIY O‘QITISH MODELLARI ASOSIDA ANIQLASH VA ULARNI QO‘SHIMCHA TAHLIL UCHUN SARALASH

Avazov Yusuf Shodiyevich[1], Rashidov G‘olibjon Xayrullayevich[1]

[1]Islom Karimov nomidagi Toshkent davlat texnika universiteti, “Ishlab chiqarish jarayonlarini avtomatlashtirish” kafedrasi
E-mail: yusufbektgtu@gmail.com

K E Y W O R D S

Bitkoin, blokcheyn, anomaliyalarni aniqlash, nazoratsiz mashinaviy o‘qitish, Isolation Forest, ECOD, COPOD, Deep SVDD, tranzaksiya xususiyatlari

A B S T R A C T

Bitkoin blokcheynidagi tranzaksiyalar ochiq saqlansa-da, ularning katta qismi bo‘yicha operatsiya maqsadi yoki xavf darajasini faqat raqamli belgilardan aniqlash qiyin. Ayniqsa, oldindan tasdiqlangan anomaliya belgilari bo‘lmagan ma’lumotlarda qaysi tranzaksiyalarni birinchi navbatda tekshirish lozimligi asosiy muammo hisoblanadi. Tadqiqotda ushbu muammoni nazoratsiz mashinaviy o‘qitish usullari yordamida hal etish imkoniyatlari tahlil qilingan. 2023 yilning yanvaridan 2026 yilning sentabrigacha bo‘lgan davrga tegishli 49 981 ta Bitkoin tranzaksiyasi o‘rganildi. Chiqish qiymati, komissiya, kirishlar va chiqishlar soni modellar uchun asosiy xususiyatlar sifatida tanlanib, qiymatlar orasidagi keskin farqni yumshatish maqsadida logarifmik o‘zgartirildi. Ma’lumotlar vaqt tartibida o‘qitish, validatsiya va test to‘plamlariga ajratildi. Isolation Forest, ECOD, COPOD hamda Deep SVDD g‘oyasiga asoslangan soddalashtirilgan neyron tarmoq prototipi qo‘llanildi. Modellarning baholari alohida chegaralar orqali binar belgilarga o‘tkazildi, natijalar o‘rtasidagi o‘xshashlik Jaccard koeffitsienti bilan o‘lchandi. Validatsiya to‘plamida belgilangan 99,5-protsentil chegaralari test ma’lumotlariga o‘zgartirilmasdan tatbiq etildi.

Test to‘plamida 20 ta tranzaksiya kamida uch model tomonidan, shulardan sakkiztasi esa barcha to‘rt model tomonidan anomal deb belgilandi. Bu guruhda tranzaksiya qiymati, komissiya va kirishlar sonining medianalari boshqa yozuvlarga nisbatan yuqori bo‘ldi. Ayni paytda, modellar orasidagi kelishuv sezilarli farq qildi; bu natijalarning parametrlar va algoritm tanloviga bog‘liqligini ko‘rsatadi. Eng yuqori kelishuv ECOD va COPOD o‘rtasida kuzatildi (Jaccard 0,4500), Isolation Forest va Deep SVDD prototipi o‘rtasida esa u 0,0255 bo‘ldi. Tasdiqlangan anomaliya belgilari yo‘qligi tufayli modellarning aniqligi baholanmadi. Taklif etilgan yondashuv tahlilchi e’tiborini nisbatan g‘ayrioddiy operatsiyalarga qaratishga yordam beradi, biroq anomaliyani firibgarlik yoki noqonuniy faoliyat bilan tenglashtirmaydi. Bunday xulosa uchun tranzaksiyalarning graf aloqalari, iqtisodiy konteksti va mustaqil tekshiruv natijalari ham zarur.

I.KIRISH

Bitkoin tranzaksiyalaridagi anomaliyalarni aniqlash blokcheyn ma’lumotlarini tahlil qilishning muhim vazifalaridan biridir. Bitkoin blokcheyni tranzaksiyalar tarixini ochiq va taqsimlangan shaklda saqlaydi, bu esa tranzaksiyalar oqimini tahlil qilish imkonini beradi. Biroq blokcheyn yozuvlarining o‘zi har bir operatsiyaning iqtisodiy mazmunini to‘liq aniqlash uchun yetarli emas. Masalan, tranzaksiya qiymatining kattaligi, kirishlar sonining ko‘pligi yoki komissiyaning yuqoriligi o‘z-o‘zidan noqonuniy faoliyat belgisi hisoblanmaydi [1,2].

Tadqiqotning maqsadi Bitkoin tranzaksiyalari orasidan ma’lumotlarning umumiy taqsimotidan farq qiluvchi kuzatuvlarni aniqlash va ularni qo‘shimcha tahlil uchun saralash imkoniyatlarini o‘rganishdan iborat. Bunday kuzatuvlar anomaliya deb ataladi [3,4]. Anomaliyalarni aniqlash noqonuniy faoliyatni tasdiqlash bilan teng emas, balki keyingi tahlil va tekshiruv uchun nomzodlarni ajratib olishga yordam beradi.

(cc) BY *dtai.uz*

Nazoratsiz mashinaviy o‘qitish usullari oldindan belgilangan toifalar yoki tasdiqlangan anomaliyalar belgilari mavjud bo‘lmagan ma’lumotlarda ham qo‘llanilishi mumkin. Bu usullar tranzaksiya xususiyatlarini tahlil qilib, boshqa kuzatuvlardan farq qiluvchi holatlarga yuqoriroq anomaliya ballini beradi [5]. Turli algoritmlar bir tranzaksiyani har xil baholashi mumkinligi sababli, bir nechta model natijalarini taqqoslash va ularning o‘zaro kelishuvini tahlil qilish muhim ahamiyatga ega.

Bitkoin tranzaksiyalarini manzillar va ular o‘rtasidagi aloqalardan tashkil topgan graf sifatida ham o‘rganish mumkin [6]. Biroq ushbu tadqiqotda graf tuzilmasi emas, balki tranzaksiya qiymati, komissiyasi va kirish-chiqishlar soniga oid xususiyatlar tahlil qilindi. Bu xususiyatlar asosida modellar tranzaksiyalarning miqdoriy va tuzilmaviy jihatlarini baholaydi, ammo ularning iqtisodiy mazmuni yoki huquqiy maqomini bevosita aniqlamaydi.

Kriptovalyutalarning noqonuniy aylanmasiga qarshi kurashish nuqtai nazaridan, nazoratsiz mashinaviy o‘qitish modellari ko‘p sonli tranzaksiyalar orasidan qo‘shimcha e’tibor talab qilishi mumkin bo‘lgan operatsiyalarni dastlabki saralash vositasi sifatida foydalanilishi mumkin [7,8]. Bunday yondashuv tahlil resurslarini maqsadli yo‘naltirishga yordam beradi. Biroq model natijalari huquqiy xulosa uchun mustaqil dalil hisoblanmaydi va qo‘shimcha tahlil hamda tekshiruvni almashtirmaydi.

Tadqiqotda Isolation Forest, ECOD, COPOD va Deep SVDD modellaridan foydalanildi. Isolation Forest kuzatuvlarni tasodifiy ajratish daraxtlari yordamida baholaydi [9]. ECOD xususiyatlarning empirik taqsimot funksiyalari asosida anomaliya ballini hisoblaydi [10]. COPOD kopula va taqsimot dumlariga asoslangan usul orqali g‘ayrioddiy kuzatuvlarni aniqlaydi [11]. Deep SVDD esa neyron tarmoq hosil qilgan yashirin fazoda kuzatuvning belgilangan markazdan uzoqligini baholaydi [12]. Ushbu modellarning natijalarini taqqoslash tranzaksiyalarni turli algoritmlar nuqtai nazaridan baholash va ular o‘rtasidagi kelishuvni o‘rganish imkonini beradi.

Tadqiqotda 2023 yil 1 yanvardan 2026 yil 17 sentabrgacha bo‘lgan davrdagi tranzaksiyalardan xesh qiymati asosida 50 000 ta yozuv tanlab olindi. Tanlangan yozuvlarning 19 tasi Coinbase tranzaksiyalari bo‘lgani sababli, modellashtirish uchun 49 981 ta oddiy tranzaksiya qoldirildi (1-jadval).

1-jadval

Tadqiqot ma’lumotlar to‘plamining umumiy tavsifi

Ko‘rsatkich	**Qiymat**
Dastlabki tanlangan yozuvlar	50 000
Coinbase tranzaksiyalari	19
Modellashtirishda ishlatilgan tranzaksiyalar	49 981
Vaqt oralig‘i	2023-01-01 ÷ 2026-09-17

Kirish va chiqish qiymatlari hamda komissiya satoshida ifodalandi. Qo‘shimcha tahlil uchun ularning BTCdagi qiymatlarini aks ettiruvchi ustunlar ham hisoblandi. Tranzaksiyalarni xesh asosida tanlash tajribani qayta takrorlash imkonini beradi. Biroq ushbu tanlanma butun Bitkoin blokcheynini statistik jihatdan to‘liq ifodalashini kafolatlamaydi.

Ma’lumotlar vaqt belgisi bo‘yicha xronologik tartiblanib, o‘qitish, validatsiya va test to‘plamlariga ajratildi. Jami 49 981 ta tranzaksiyaning 34 986 tasi o‘qitish, 7 497 tasi validatsiya va 7 498 tasi test uchun ajratildi. Bunday yondashuvda model avvalgi davr ma’lumotlari asosida o‘qitilib, keyingi davr ma’lumotlarida baholanadi. Bu kelajak davr ma’lumotlarining o‘qitish jarayoniga aralashib ketishining oldini olishga yordam beradi (2-jadval).

(cc) BY

2-jadval

Ma’lumotlarni vaqt bo‘yicha ajratish

To‘plam	Tranzaksiyalar soni	Davr
O‘qitish	34 986	2023-01-01 ÷ 2025-09-20
Validatsiya	7 497	2025-09-20 ÷ 2026-04-20
Test	7 498	2026-04-20 ÷ 2026-09-17
Jami	49 981	2023-01-01 ÷ 2026-09-17

Tranzaksiya xususiyatlari. Modellashtirishda tranzaksiyaning chiqish qiymati, komissiyasi, kirishlar soni va chiqishlar sonidan foydalanildi (3-jadval). Ushbu xususiyatlardagi katta qiymatlar farqining ta’sirini kamaytirish uchun logarifmik o‘zgartirish qo‘llanildi:

$$x' = ln(1 + x), \qquad (1)$$

bu yerda x – dastlabki xususiyat, x' – uning logarifmik o‘zgartirilgan qiymati.

Ushbu o‘zgartirish nol qiymatlarni saqlab qolish va juda katta qiymatlarning ta’sirini yumshatish imkonini beradi.

3-jadval

Modellashtirishda foydalanilgan xususiyatlar

Xususiyat	O‘zgartirish
Tranzaksiya chiqish qiymati	ln(1+output_value)
Komissiya	ln(1+fee)
Kirishlar soni	ln(1+input_count)
Chiqishlar soni	ln(1+output_count)

Modellarga ushbu to‘rtta xususiyatning logarifmik ifodalari berildi. Kirish qiymati modellarni o‘qitishda ishlatilmadi, balki anomal deb belgilangan tranzaksiyalarni keyinchalik tavsiflash uchun saqlandi.

II.ASOSIY QISM

Keltirilgan xususiyatlar tranzaksiyalarning miqdoriy va tuzilmaviy jihatlarini ifodalaydi, ammo mablag‘larning kelib chiqish manbasi, ishtirokchilarning shaxsi, iqtisodiy maqsad yoki huquqiy maqomni bevosita aniqlamaydi. Shu sababli model natijalarini qo‘shimcha ma’lumotlar va boshqa qonuniy manbalar asosidagi tahlil bilan birgalikda ko‘rib chiqamiz.

Isolation Forest (IF) kuzatuvlarni tasodifiy ajratish daraxtlari yordamida baholaydi [11]. Har bir daraxtda xususiyat va ajratish nuqtasi tasodifiy tanlanadi. Boshqa kuzatuvlardan farq qiluvchi holatlar, odatda, kamroq qadamda izolyatsiyalanadi. Algoritmning klassik anomaliya balli quyidagicha ifodalanadi:

$$s(x, n) = 2^{-\frac{E[h(x)]}{c(n)}}, \qquad (2)$$

bu yerda h(x) – x kuzatuvni izolyatsiya qilish uchun zarur bo‘lgan yo‘li uzunligi, n – namuna hajmi, c(n) – yo‘l uzunligini normallashtiruvchi funksiya.

Ushbu ifodada ball yuqoriligi kuzatuvning anomaliyaga moyilligini bildiradi. Tadqiqotda IF modelining bazaviy va optimallashtirilgan variantlari taqqoslandi. Optimallashtirilgan variantda daraxtlar soni (n_estimators) 200, har bir

(cc) BY

daraxtda ishlatiladigan namuna hajmi (max_samples) 0,7 va foydalaniladigan xususiyatlar ulushi (max_features) 1,0 etib belgilandi.

Empirical Cumulative Distribution-based Outlier Detection (ECOD) har bir xususiyatning empirik taqsimot funksiyasi asosida kuzatuvlarning taqsimotdan chetlanishini baholaydi [12]. Taqsimotning kam uchraydigan qismlarida joylashgan qiymatlar yuqoriroq anomaliya ballini olishi mumkin.

j-xususiyat uchun empirik taqsimot funksiyasi quyidagicha ifodalanadi:

$$\hat{F}_j(x) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} I(x_{ij} \le x), \quad (3)$$

bu yerda n – kuzatuvlar soni, x_{ij} – i-kuzatuvning j-xususiyat bo‘yicha qiymati, I(·) – shart bajarilganda 1, aks holda 0 qiymatini qabul qiluvchi indikator funksiyasi.

ECOD bir nechta xususiyat bo‘yicha taqsimotdan chetlanishlarni birlashtirib, umumiy anomaliya ballini shakllantiradi. Tadqiqotda model logarifmik o‘zgartirilgan, standartlashtirilmagan xususiyatlar bilan ishlatildi. Anomaliya balllarining shkalalari modellar orasida farq qilishi mumkinligi sababli, natijalar bevosita balllar bo‘yicha emas, balki har bir model uchun alohida belgilangan chegaralar asosida taqqoslandi.

Copula-Based Outlier Detection (COPOD) ko‘p o‘lchovli ma’lumotlardagi g‘ayrioddiy kuzatuvlarni kopula va empirik taqsimot dumlari asosida baholaydi [13]. U xususiyatlar taqsimotining yuqori va pastki dumlarida joylashgan qiymatlarni hisobga olib, umumiy anomaliya ballini shakllantiradi.

Tadqiqotda COPOD logarifmik o‘zgartirilgan, standartlashtirilmagan xususiyatlar bilan ishlatildi. Model natijalarining boshqa algoritmlar natijalari bilan mosligi keyinchalik Jaccard koeffitsienti yordamida baholandi.

Deep Support Vector Data Description (Deep SVDD) neyron tarmoq yordamida kirish ma’lumotlarini yashirin fazoga o‘tkazadi va ularning belgilangan markazdan uzoqligini baholaydi [14]. Anomaliya balli quyidagicha ifodalanadi:

$$a(x) = \|f_\theta(x) - c\|_2^2, \quad (4)$$

bu yerda $f_\theta(x)$ – neyron tarmoqning ma’lumotlarni yashirin fazoga o‘tkazuvchi funksiya, c esa shu fazodagi markaz bo‘lsa.

Markazdan uzoqroq joylashgan kuzatuvlar yuqoriroq anomaliya ballini oladi. Kanonik Deep SVDD normal kuzatuvlarni yashirin fazoda kompakt hududga joylashtirishga qaratilgan maxsus o‘qitish maqsadidan foydalanadi. Ushbu tadqiqotda esa Deep SVDD g‘oyasiga asoslangan soddalashtirilgan prototip qo‘llanildi. Shu sababli olingan natijalarni kanonik Deep SVDD algoritmining samaradorligi sifatida talqin qilish mumkin emas.

Optimallashtirilgan prototipda yashirin qatlam o‘lchami 16, o‘qitish epoxlari soni 15 va o‘qitish qadami (learning rate) 0,001 etib belgilandi.

Modellarni optimallashtirish. Isolation Forest uchun daraxtlar soni, namuna hajmi va xususiyatlar ulushining sakkizta kombinatsiyasi tekshirildi. Deep SVDD prototipi uchun yashirin qatlam o‘lchami, o‘qitish epoxlari soni va o‘qitish qadamining to‘rtta konfiguratsiyasi taqqoslandi.

Konfiguratsiyalarni tanlashda o‘qitish to‘plamidagi anomaliya ballarining 99,5-protsentili chegara sifatida olindi. Ushbu chegara asosida o‘qitish va validatsiya to‘plamlarida anomal deb belgilangan tranzaksiyalar ulushlari o‘rtasidagi mutlaq farq hisoblandi. Farqi eng kichik bo‘lgan konfiguratsiya keyingi tahlil uchun tanlandi. Bu mezon modelning haqiqiy anomaliyalarni aniqlash aniqligini emas, balki ikki to‘plamdagi anomaliya ulushlarining barqarorligini baholashga xizmat qildi.

ECOD va COPOD modellari uchun qo‘shimcha optimallashtirish o‘tkazilmadi, ularning bazaviy natijalari taqqoslash uchun saqlandi.

Anomaliya chegaralari. Modellar anomaliya ballarini turli shkalalarda hisoblagani uchun har

(cc) BY

biriga alohida chegarani belgilab olamiz. Chegarani validatsiya to‘plamidagi anomaliya ballarining 99,5-protsentili asosida hisoblaymiz:

$$\tau_m = Q_{0.995}(S_m^{val}(x_i)), \qquad (5)$$

bu yerda τ – m-model uchun anomaliya chegarasi; $S_m^{val}(x_i)$ – i-tranzaksiyaning m-model bo‘yicha anomaliya balli; $Q_{0.995}$ – anomali ballarining 99.5-protsentilini hisoblash operatori.

Agar tranzaksiyaning anomaliya bali belgilangan chegaradan yuqori bo‘lsa, uni anomal deb qabul qilamiz.

Tranzaksiyaning anomaliya belgisini quyidagicha ifodalaymiz:

$$A_{i,m} = \begin{cases} 1, & S_m^{val}(x_i) > \tau_m \\ 0, & S_m^{val}(x_i) \le \tau_m \end{cases}, \qquad (6)$$

bu yerda $A_{i,m}$ – i-tranzaksiyaning m-model tomonidan anomal deb belgilanganini ko‘rsatuvchi binar belgi.

Validatsiya to‘plamida hisoblangan chegaralar o‘zgartirilmasdan o‘qitish, validatsiya va test to‘plamlariga qo‘llandi. Bu turli vaqt davrlarida modellar anomal deb belgilagan tranzaksiyalar ulushini taqqoslash imkonini berdi.

Modellar kelishuvini baholash. Modellar natijalarini birgalikda tahlil qilish uchun optimallashtirilgan Isolation Forest va Deep SVDD prototipi, shuningdek ECOD va COPOD modellarining binar belgilari birlashtirildi. Har bir tranzaksiyani anomal deb belgilagan modellar soni konsensus soni sifatida hisoblandi:

$$C_i = \sum_{m=1}^{4} A_{i,m}, \qquad (7)$$

bu yerda C_i – i-tranzaksiyani anomal deb belgilagan modellar soni.

Agar $C_i = 0$ bo‘lsa, birorta model tranzaksiyani anomal deb belgilamagan bo‘ladi. Agar $C_i = 4$ bo‘lsa, barcha to‘rtta model uni anomal deb belgilagan bo‘ladi. Kamida uchta model anomal deb belgilagan tranzaksiyalar yuqori konsensus guruhiga kiritildi.

Modellar natijalarining o‘zaro mosligi Jaccard koeffitsienti yordamida baholandi:

$$J(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}, \qquad (8)$$

bu yerda A va B – ikki model anomal deb belgilagan tranzaksiyalar to‘plamlari.

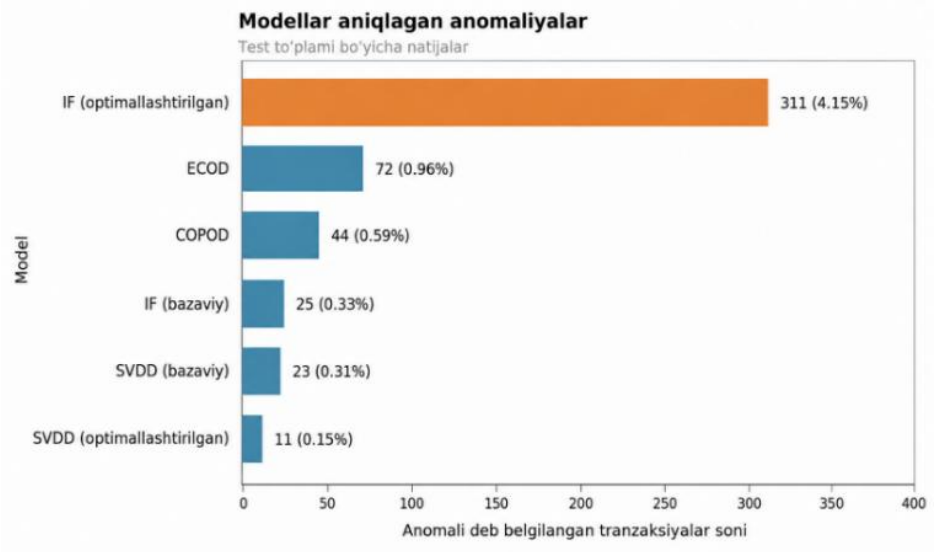
Koeffitsient 0 ga yaqin bo‘lsa, modellar belgilagan tranzaksiyalar o‘rtasidagi moslik past, 1 ga yaqin bo‘lsa, moslik yuqori bo‘ladi. Biroq yuqori moslikning o‘zi modellar natijalari to‘g‘riligini isbotlamaydi.

Yuqori konsensus guruhining xususiyatlari qolgan tranzaksiyalar bilan taqqoslandi. Tranzaksiya qiymatlari, komissiya va kirish-chiqishlar soni mediana hamda o‘rtacha qiymatlar orqali tavsiflandi. Taqsimotda keskin farqlar bo‘lishi mumkinligi sababli, natijalarni talqin qilishda medianaga asosiy e’tibor qaratildi.

Modellar aniqlagan anomaliyalar. Test to‘plamida modellar anomal deb belgilagan tranzaksiyalar soni sezilarli farq qildi. Optimallashtirilgan Isolation Forest (IF) 311 ta tranzaksiyani anomal deb belgiladi. ECODda bu ko‘rsatkich 72 ta, COPODda 44 ta, bazaviy IFda 25 ta, bazaviy Deep SVDDda 23 ta va optimallashtirilgan Deep SVDDda 11 tani tashkil etdi (1-rasm).

(cc) BY

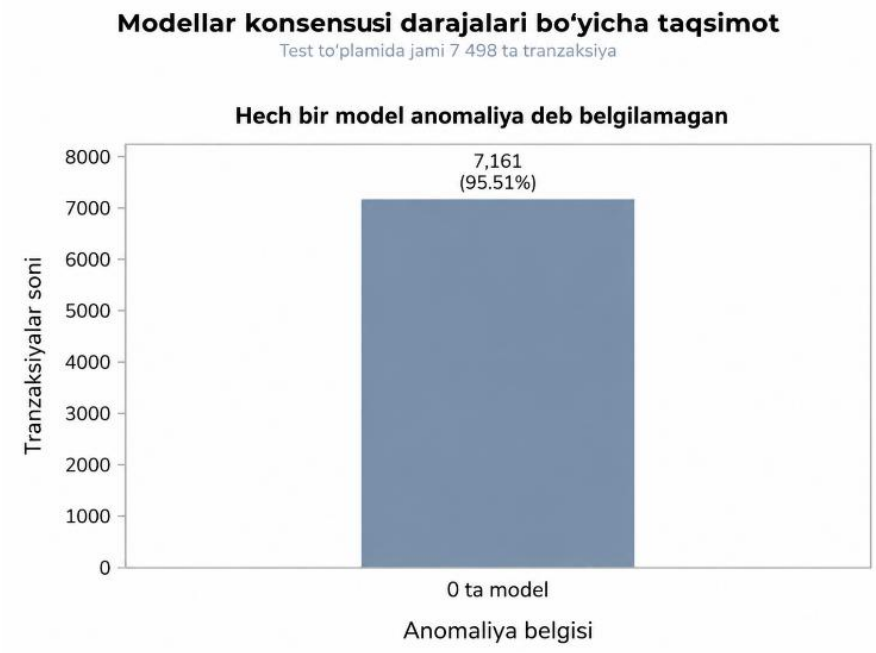
ISSN: 3030-3346



1-rasm. Test to‘plamida modellar anomal deb belgilagan tranzaksiyalar soni va ulushi

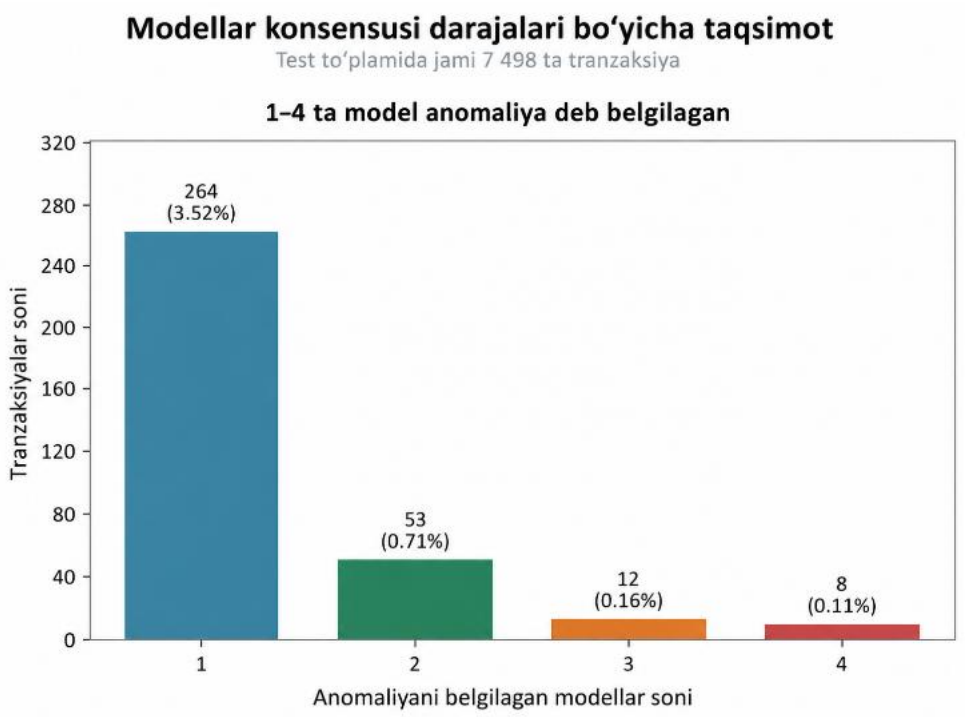
Optimallashtirilgan IF test to‘plamidagi tranzaksiyalarning 4,15% ini anomal deb belgiladi. Bu validatsiya to‘plamidagi 0,51% ko‘rsatkichdan yuqori bo‘lib, test davrida anomaliya ballari taqsimoti o‘zgargan bo‘lishi mumkinligini ko‘rsatadi. Biroq mustaqil tasdiqlangan belgilar mavjud emasligi sababli, bu farqni firibgarlik yoki noqonuniy faoliyat ko‘payganining dalili sifatida talqin qilib bo‘lmaydi. Shuningdek, anomal deb belgilangan tranzaksiyalar sonining ko‘pligi modelning aniqroq ishlashini anglatmaydi.

Modellar kelishuvini tahlil qilish. Test to‘plamidagi 7 498 ta tranzaksiyaning 7 161 tasini birorta ham model anomal deb belgilamadi. 264 ta tranzaksiyani bitta model, 53 tasini ikkita, 12 tasini uchta va 8 tasini to‘rtala model anomal deb belgiladi. Demak, kamida uchta modelning kelishuvi 20 ta tranzaksiyada kuzatildi (2-rasm).



(cc) BY

ISSN: 3030-3346



2-rasm. Tranzaksiyalarni modellar kelishuvi darajasi bo‘yicha taqsimlash

Bazaviy va optimallashtirilgan modellar natijalarini taqqoslash parametrlarni o‘zgartirish anomal deb belgilangan tranzaksiyalar tarkibiga ta’sir qilishini ko‘rsatdi. IF variantlarida 25 ta va 311 ta anomal tranzaksiyadan 14 tasi, Deep SVDD variantlarida esa 23 ta va 11 ta tranzaksiyadan faqat bittasi umumiy bo‘ldi. Jaccard koeffitsienti IF uchun 0,0435, Deep SVDD uchun 0,0303 ni tashkil etdi (4-jadval).

4-jadval

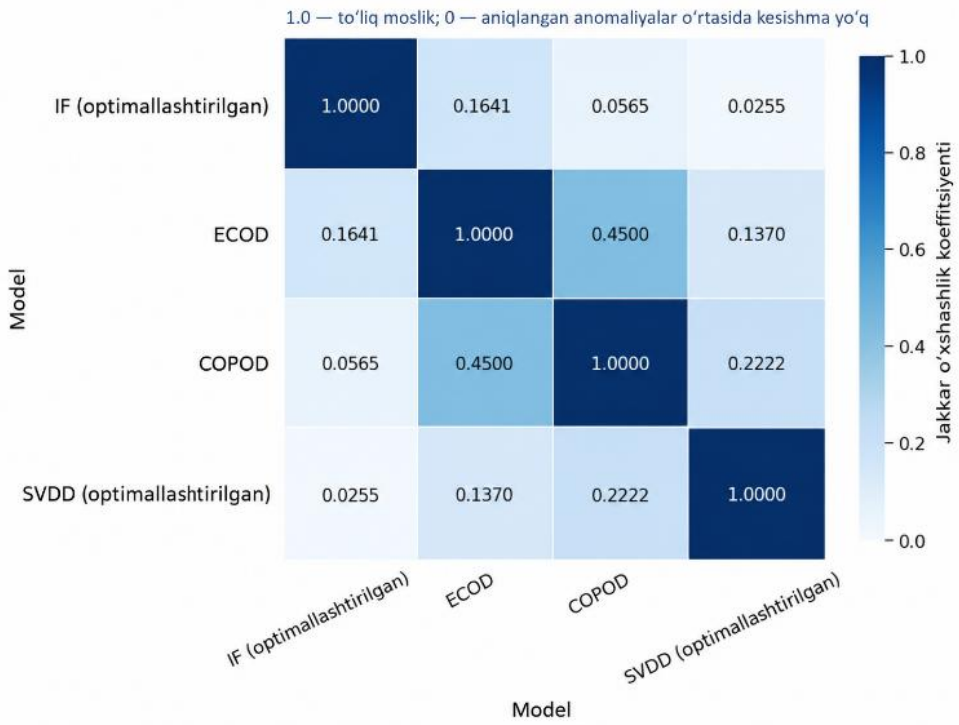
Bazaviy va optimallashtirilgan modellar natijalarining mosligi

Model	Bazaviy anoma-liyalar	Optimal-lashti-rilgan anomaliya-lar	Umu-miy	Faqat bazaviy	Faqat optimal-lashti-rilgan	Jaccard
Isolation Forest	25	311	14	11	297	0,0435
Deep SVDD	23	11	1	22	10	0,0303

Ushbu natijalar optimallashtirish modellar belgilagan tranzaksiyalar tarkibini sezilarli o‘zgartirishi mumkinligini ko‘rsatadi. Biroq mustaqil belgilangan ma’lumotlarsiz optimallashtirish anomaliyalarni aniqlash sifatini oshirgani haqida xulosa chiqarib bo‘lmaydi.

Asosiy modellar o‘rtasidagi Jaccard koeffitsientlari ham natijalarning o‘zaro mosligi turlicha ekanini ko‘rsatdi. Eng yuqori o‘xshashlik ECOD va COPOD modellari o‘rtasida kuzatilib, koeffitsient 0,4500 ga teng bo‘ldi. Eng past ko‘rsatkich optimallashtirilgan IF va Deep SVDD juftligida qayd etildi – 0,0255 (3-rasm).

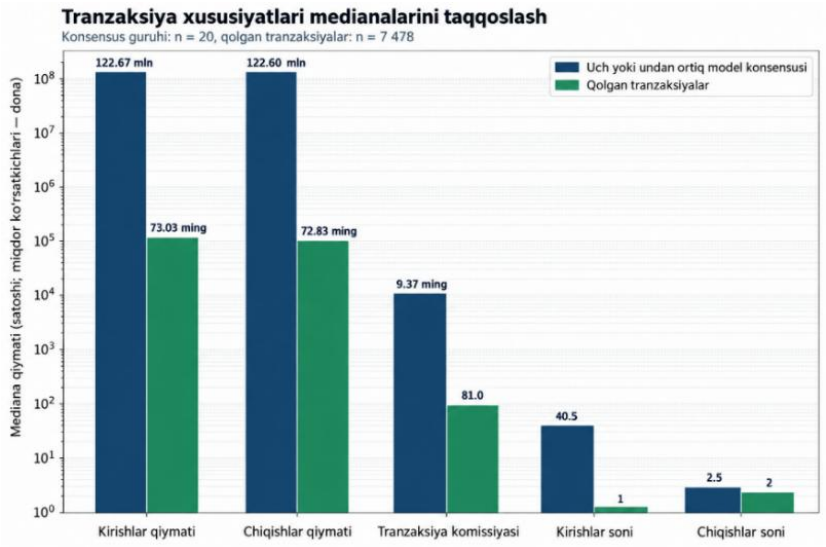
(cc) BY



3-rasm. Asosiy modellar o‘rtasidagi Jaccard o‘xshashlik koeffitsientlari issiqlik xaritasi

Jaccard koeffitsienti modellar belgilagan tranzaksiyalar to‘plamlarining o‘zaro o‘xshashligini ifodalaydi, ammo natijalarning to‘g‘riligini ko‘rsatmaydi. Shu sababli modellar kelishuvi anomaliyani tasdiqlovchi dalil emas, balki qo‘shimcha tekshiruv uchun tranzaksiyalarni saralash mezoni sifatida qaralishi lozim.

Yuqori konsensusli tranzaksiyalarning xususiyatlari. Kamida uchta model anomal deb belgilagan 20 ta tranzaksiyaning xususiyatlari qolgan 7 478 ta tranzaksiya bilan taqqoslandi. Yuqori konsensusli guruhda kirish va chiqish qiymatlari, komissiya hamda kirishlar soni medianalari qolgan tranzaksiyalarnikidan yuqori bo‘ldi. Chiqishlar soni medianalari o‘rtasidagi farq esa kichik edi (4-rasm).



4-rasm. Yuqori konsensusli guruh va qolgan tranzaksiyalar xususiyatlari medianalarini taqqoslash

(cc) BY

Yuqori konsensusli guruhda kirish qiymati medianasi 122 667 554,5 satoshi, qolgan tranzaksiyalarda esa 73 029,5 satoshini tashkil etdi. Chiqish qiymati medianalari mos ravishda 122 603 397,5 va 72 832 satoshiga teng bo‘ldi. Komissiya medianasi yuqori konsensusli guruhda 9 370,5 satoshi, qolgan tranzaksiyalarda esa 81 satoshini tashkil etdi. Kirishlar soni medianalari mos ravishda 40,5 va 1 ta bo‘ldi. Chiqishlar soni medianalari esa 2,5 va 2 taga teng keldi.

Ushbu natijalar modellar kelishuvi kattaroq qiymatga, yuqoriroq komissiyaga va ko‘p kirishlarga ega tranzaksiyalarni saralashga moyilligini ko‘rsatadi. Biroq yuqori konsensusli guruhda atigi 20 ta tranzaksiya mavjudligi sababli, bu farqlarni butun Bitkoin tarmog‘iga xos umumiy qonuniyat sifatida talqin qilish mumkin emas.

Barcha to‘rtta model bir vaqtda 8 ta tranzaksiyani anomal deb belgiladi. Ularda kirishlar soni 58 tadan 548 tagacha, chiqishlar soni esa 1 tadan 3 tagacha bo‘ldi (5-jadval).

5-jadval

Barcha to‘rtta model anomal deb belgilagan tranzaksiyalar

№	Tranzaksiya xeshi (qisqartirilgan)	Vaqt (UTC)	Kirish qiymati(satoshi)	Chiqish qiymati(satoshi)	Komissiya	Kirishlar soni	Chiqishlar soni
1	9c990a1e0448…	2026-05-10 14:33:23	50 071 700	50 055 440	16 265	239	2
2	b791d959c2a4…	2026-06-18 11:21:03	902 677 300	902 662 500	14 884	100	1
3	6f1e4f8ef925…	2026-06-23 13:44:02	5 755 495 000	5 755 486 000	8 915	58	1
4	46e842a14093…	2026-06-23 14:48:05	79 889 840	79 846 470	43 365	347	2
5	fd0ea88b6fe8…	2026-08-22 00:38:29	113 300 300	113 181 800	118 488	400	1
6	af9c14860fab…	2026-09-02 10:06:10	31 998 950	31 984 010	14 941	219	3
7	acf1dd1c4668…	2026-09-02 18:32:28	47 291 310	47 215 540	75 772	548	2
8	bcedf7900d2a…	2026-09-15 10:04:53	10 042 700	10 000 000	42 698	312	1

Barcha modellar kelishgan sakkizta tranzaksiyaning kirishlar soni ko‘pligi ularning tuzilmasini qo‘shimcha o‘rganish zaruratini ko‘rsatadi. Biroq mazkur tranzaksiyalarning iqtisodiy mazmuni va huquqiy maqomi ushbu tadqiqotda tekshirilmagan. Shu sababli ularni noqonuniy operatsiyalar sifatida emas, balki qo‘shimcha tahlil uchun nomzod kuzatuvlar sifatida baholash lozim.

Muhokama. Tadqiqot natijalari turli nazariy asoslarga ega nazoratsiz o‘qitish modellari bir xil tranzaksiyalarni doimo anomal deb belgilamasligini

(cc) BY

ko‘rsatdi. ECOD va COPOD modellari o‘rtasidagi Jaccard koeffitsienti 0,4500 ni, optimallashtirilgan Isolation Forest va Deep SVDD o‘rtasida esa 0,0255 ni tashkil etdi. Bu natijalar modellarning anomaliyalarni turlicha saralashini ko‘rsatadi. Shu sababli bir nechta model natijalarini birgalikda tahlil qilish qo‘shimcha tekshiruv uchun nomzodlarni ajratishda foydali bo‘ladi.

Optimallashtirilgan Isolation Forest test to‘plamidagi tranzaksiyalarning 4,15% ini anomal deb belgiladi, validatsiya to‘plamida esa bu ulush 0,51% bo‘ldi. Ushbu farq vaqt o‘tishi bilan ma’lumotlar taqsimoti o‘zgargan bo‘lishi mumkinligini ko‘rsatadi.

Kamida uchta model anomal deb belgilagan 20 ta tranzaksiyada kirish va chiqish qiymatlari, komissiya hamda kirishlar soni medianalari qolgan tranzaksiyalarnikidan yuqori bo‘ldi. Ushbu holat modellar kelishuvi kattaroq qiymatga, yuqoriroq komissiyaga va ko‘p kirishlarga ega tranzaksiyalarni qo‘shimcha tahlil uchun saralashga moyilligini ko‘rsatadi. Biroq yuqori qiymat yoki ko‘p kirishning o‘zi noqonuniy faoliyat belgisi hisoblanmaydi.

Kriptovalyutalarning noqonuniy aylanmasiga qarshi kurashish nuqtai nazaridan, modellar kelishuviga asoslangan saralash tekshiruv resurslarini qo‘shimcha e’tibor talab qilishi mumkin bo‘lgan tranzaksiyalarga yo‘naltirishga yordam berishi mumkin. Bunday yondashuvning amaliy samaradorligini baholash uchun tranzaksiyalar o‘rtasidagi graf aloqalari, mustaqil tekshirilgan ma’lumotlar va ekspert xulosalaridan foydalanish zarur. Modellar natijalari dastlabki tahlil uchun signal bo‘lib xizmat qiladi.

Tadqiqot cheklovlari. Tadqiqotda tranzaksiyalarning haqiqiy anomaliya maqomini tasdiqlovchi belgilardan (Elliptic dataseti) foydalanilmaganligi sababli, modellarning aniqligi precision, recall va F1 ko‘rsatkichlari orqali baholanmadi. Modellar natijalari o‘rtasidagi kelishuv ularning to‘g‘riligini kafolatlamaydi. Yuqori konsensusli guruhning kichikligi (20 ta tranzaksiya), ma’lumotlar taqsimotining vaqt bo‘yicha o‘zgarishi hamda graf aloqalari va iqtisodiy kontekstning hisobga olinmagani kelgusi tadqiqotlar uchun ustuvor vazifalarni belgilaydi. Anomaliya belgisi tranzaksiyaning noqonuniyligini tasdiqlamaydi.

XULOSA

Ushbu tadqiqotda Bitkoin tranzaksiyalaridagi anomaliyalarni aniqlash va ularni qo‘shimcha tahlil uchun saralash maqsadida Isolation Forest, ECOD, COPOD va Deep SVDD usullari qo‘llanildi.

Test to‘plamida kamida uchta model tomonidan 20 ta tranzaksiya anomal deb belgilandi, shulardan 8 tasi barcha to‘rt model tomonidan bir vaqtda ajratildi. Yuqori konsensusli guruhda kirish va chiqish qiymatlari, komissiya hamda kirishlar sonining medianalari qolgan tranzaksiyalarnikidan yuqori bo‘ldi. Shu bilan birga, bazaviy va optimallashtirilgan modellar natijalari o‘rtasida past moslik ham kuzatildi. Bu modellar va parametrlarni tanlash anomal deb belgilanadigan tranzaksiyalar tarkibiga sezilarli ta’sir ko‘rsatishini anglatadi.

Olingan natijalar modellar kelishuvidan qo‘shimcha tahlil talab qilishi mumkin bo‘lgan tranzaksiyalarni dastlabki saralashda foydalanish mumkinligini ko‘rsatdi.

Kelgusi tadqiqotlarda kattaroq tanlanmalar, manzillar o‘rtasidagi graf aloqalari va mustaqil tekshirilgan belgilarga ega ma’lumotlardan foydalanish, shuningdek, ma’lumotlar taqsimotining vaqt bo‘yicha o‘zgarishini o‘rganish maqsadga muvofiq. Jumladan, graf neyron tarmoqlarini qo‘llash tranzaksiyalar o‘rtasidagi munosabatlarni hisobga olish va tarmoq darajasida anomaliyalarni aniqlash imkoniyatlarini o‘rganish uchun istiqbolli yo‘nalish hisoblanadi.

Umuman, nazoratsiz mashinaviy o‘qitish modellarining kelishuvi Bitkoin tranzaksiyalarini dastlabki saralash va ekspert tekshiruviga yo‘naltirish uchun yordamchi vosita bo‘lishi mumkin. Anomaliya belgisi tranzaksiyaning noqonuniy yoki firibgarlik bilan bog‘liq ekanini tasdiqlamaydi, buning uchun qo‘shimcha blokcheyn tahlili va mustaqil tekshiruv zarur.

ADABIYOTLAR

(cc) BY

1. Ron, D., & Shamir, A. (2013). Quantitative Analysis of the Full Bitcoin Transaction Graph. Financial Cryptography and Data Security, 6–24. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-39884-1_2
2. Meiklejohn, S., Pomarole, M., Jordan, G., Levchenko, K., McCoy, D., Voelker, G. M., & Savage, S. (2013). A Fistful of Bitcoins: Characterizing Payments Among Men with No Names. Proceedings of the 2013 Internet Measurement Conference, 127–139. ACM. https://doi.org/10.1145/2504730.2504747
3. 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
4. Hodge, V. J., & Austin, J. (2004). A Survey of Outlier Detection Methodologies. Artificial Intelligence Review, 22(2), 85–126. https://doi.org/10.1023/B:AIRE.0000045502.10941.a9
5. Goldstein, M., & Uchida, S. (2016). A Comparative Evaluation of Unsupervised Anomaly Detection Algorithms for Multivariate Data. PLOS ONE, 11(4), e0152173. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0152173
6. Xiao, B., & Yin, W. (2026). Bidirectional Fusion Heterogeneous Graph Networks for Semi-Supervised Bitcoin Transaction Anomaly Detection in Dynamic Transaction Graphs. PLOS ONE, 21(6), e0351051. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0351051
7. Bartoletti, M., Pes, B., & Serusi, S. (2018). Data Mining for Detecting Bitcoin Ponzi Schemes. 2018 Crypto Valley Conference on Blockchain Technology (CVCBT), 75–84. IEEE. https://doi.org/10.1109/CVCBT.2018.00014
8. Akcora, C. G., Li, Y., Gel, Y. R., & Kantarcioglu, M. (2020). BitcoinHeist: Topological Data Analysis for Ransomware Prediction on the Bitcoin Blockchain. Proceedings of the Twenty-Ninth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 4439–4445. https://doi.org/10.24963/ijcai.2020/612
9. Liu, F. T., Ting, K. M., & Zhou, Z.-H. (2008). Isolation Forest. In Proceedings of the Eighth IEEE International Conference on Data Mining (pp. 413–422). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICDM.2008.17
10. Li, Z., Zhao, Y., Hu, X., Botta, N., Ionescu, C., & Chen, G. H. (2023). ECOD: Unsupervised Outlier Detection Using Empirical Cumulative Distribution Functions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, *35*(12), 12181–12193. https://doi.org/10.1109/TKDE.2022.3159580
11. Li, Z., Zhao, Y., Botta, N., Ionescu, C., & Hu, X. (2020). COPOD: Copula-Based Outlier Detection. In Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM) (pp. 1118–1123). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICDM50108.2020.00135
12. Ruff, L., Vandermeulen, R., Görnitz, N., Deecke, L., Siddiqui, S. A., Binder, A., Müller, E., & Kloft, M. (2018). Deep One-Class Classification. In Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning (Vol. 80, pp. 4393–4402). PMLR. https://proceedings.mlr.press/v80/ruff18a.html
13. Google Cloud. (n.d.). Bitcoin Transactions Table Schema – BigQuery Public Datasets. https://github.com/GoogleCloudPlatform/knowledge-catalog/blob/main/okf/bundles/crypto_bitcoin/tables/transactions.md
14. Huang, W., Li, Y., Xu, Z., Yao, X., & Wan, R. (2025). Improved Deep Support Vector Data Description Model Using Feature Patching for Industrial Anomaly Detection. Sensors, 25(1), 67. https://doi.org/10.3390/s25010067

(cc) BY *dtai.uz*