SUN'IY INTELLEKT ASOSIDA MAKROIQTISODIY VA MOLIYAVIY INQIROZLARNI ERTA ANIQLASH: RIVOJLANAYOTGAN IQTISODIYOTLAR TAJRIBASI VA O'ZBEKISTON UCHUN XULOSALAR

Soibov Nozimbek Faxriddin o'g'li
Toshkent kimyo-texnologiya instituti
"Sanoat iqtisodiyoti" kafedrasi PhD,
katta o'qituvchisi
ORCID: 0009-0004-5199-2537
E-mail: soibov22@gmail.com
https://doi.org/10.5281/zenodo.24298663

Annotatsiya. Maqolada mashinali o'rganish modellarining rivojlanayotgan iqtisodiyotlarda bank, valyuta va suveren qarz inqirozlarini erta aniqlash qobiliyati baholangan. Tadqiqot maqsadi – sun'iy intellekt asosidagi erta ogohlantirish modellarining an'anaviy logit modelga nisbatan haqiqiy qo'shimcha prognoz qiymatini aniqlash va natijalarni O'zbekiston hamda Markaziy Osiyo mamlakatlari uchun talqin qilishdan iborat. Empirik baza Laeven–Valensiya inqirozlar ma'lumotlar bazasi va Jahon bankining WDI ko'rsatkichlari asosida shakllantirilgan bo'lib, 111 ta rivojlanayotgan mamlakat bo'yicha 1980–2015-yillardagi 2711 ta kuzatuvni qamrab oladi. Logit, Random Forest va gradient bo'sting modellari uchta validatsiya sxemasi – kengayuvchi oyna asosidagi "real vaqt" prognozi, vaqt bo'yicha ajratish va mamlakatlar bo'yicha guruhli kross-validatsiya orqali solishtirildi, omillar hissasi aniq Shapley (SHAP) qiymatlari bilan izohlandi. Natijalar shuni ko'rsatdiki, mamlakatlararo umumlashtirishda mashinali o'rganish modellari logitdan sezilarli ustun (AUC 0,743 va 0,686), ammo real vaqt rejimidagi prognozda ustunlik kichik (AUC 0,571 va 0,535) va global moliyaviy siklga bog'liq. Inqiroz ehtimolini eng ko'p belgilovchi omillar AQSh real foiz stavkasi, inflyatsiya, savdo ochiqligi, iqtisodiy o'sish va xalqaro rezervlardir. O'zbekiston uchun 2024-yilda baholangan ehtimol (3,8%) tanlanma o'rtachasidan (14,1%) ancha past bo'lib, buning asosiy sababi yuqori rezerv buferidir.

Kalit so'zlar. erta ogohlantirish tizimi, moliyaviy inqiroz, mashinali o'rganish, gradient bo'sting, SHAP, makroprudensial siyosat, O'zbekiston.

Abstract. The article evaluates the ability of machine learning models to provide early warning of banking, currency and sovereign debt crises in emerging and developing economies. The aim is to identify the genuine incremental predictive value of artificial-intelligence-based early warning models relative to a conventional logit benchmark and to interpret the results for Uzbekistan and Central Asia. The dataset combines the Laeven–Valencia crisis database with World Bank WDI indicators and covers 2,711 country-year observations for 111 developing economies over 1980–2015. Logit, random forest and gradient boosting models are compared under three validation schemes – expanding-window quasi-real-time forecasting, a temporal hold-out and country-grouped cross-validation – and predictions are decomposed with exact Shapley (SHAP) values. Machine learning clearly outperforms logit when generalising across countries (AUC 0.743 vs 0.686), but its advantage in quasi-real-time forecasting is small (AUC 0.571 vs 0.535) and depends on the global financial cycle. The US real interest rate, inflation, trade openness, output growth and international reserves are the main drivers of crisis probability. The estimated probability for Uzbekistan in 2024 (3.8%) is well below the sample

frequency (14.1%), mainly because of its large reserve buffer.

Keywords. early warning system, financial crisis, machine learning, gradient boosting, SHAP, macroprudential policy, Uzbekistan.

Аннотация. В статье оценивается способность моделей машинного обучения заблаговременно сигнализировать о банковских, валютных и долговых кризисах в развивающихся экономиках. Цель исследования – определить реальную дополнительную прогностическую ценность систем раннего предупреждения на основе искусственного интеллекта по сравнению с традиционной логит-моделью и интерпретировать результаты для Узбекистана и стран Центральной Азии. Эмпирическая база сформирована на основе базы кризисов Лэвена–Валенсии и показателей WDI Всемирного банка и охватывает 2711 наблюдений по 111 развивающимся странам за 1980–2015 гг. Логит, случайный лес и градиентный бустинг сопоставлены в трёх схемах валидации – квазиреальном прогнозе с расширяющимся окном, временном разбиении и групповой кросс-валидации по странам, а вклад факторов объяснён точными значениями Шепли (SHAP). Модели машинного обучения заметно превосходят логит при обобщении на новые страны (AUC 0,743 против 0,686), однако в квазиреальном прогнозе их преимущество невелико (AUC 0,571 против 0,535) и зависит от глобального финансового цикла. Ключевыми факторами вероятности кризиса являются реальная процентная ставка США, инфляция, открытость торговли, экономический рост и международные резервы. Оценённая вероятность для Узбекистана в 2024 г. (3,8%) значительно ниже средней частоты по выборке (14,1%), прежде всего благодаря высокому резервному буферу.

Ключевые слова. система раннего предупреждения, финансовый кризис, машинное обучение, градиентный бустинг, SHAP, макропруденциальная политика, Узбекистан.

KIRISH

Moliyaviy inqirozlar rivojlanayotgan iqtisodiyotlar uchun eng qimmatga tushadigan makroiqtisodiy hodisalardan biri bo‘lib qolmoqda. Bank tizimidagi to‘lovga qobiliyatsizlik, milliy valyutaning keskin qadrsizlanishi va davlat qarzi bo‘yicha defolt ko‘pincha bir-birini kuchaytiradi va uzoq muddatli ishlab chiqarish yo‘qotishlariga olib keladi [5; 6]. Shu sababli markaziy banklar va xalqaro moliya institutlari inqiroz ehtimolini oldindan baholovchi erta ogohlantirish tizimlariga (early warning systems, EWS) katta e’tibor qaratmoqda.

So‘nggi yillarda mazkur sohada sun’iy intellektning tarkibiy qismi bo‘lgan mashinali o‘rganish usullari – tasodifiy o‘rmon (Random Forest), gradient bo‘sting va neyron tarmoqlar keng qo‘llanila boshladi. Bir qator tadqiqotlar bu usullar chiziqli bo‘lmagan bog‘liqliklar va omillar o‘zaro ta’sirini ilg‘ab olishi tufayli an’anaviy logit modellarga nisbatan aniqroq natija berishini ko‘rsatgan [9; 10]. Ammo boshqa tadqiqotlarda real vaqt rejimida baholanganda mashinali o‘rganishning ustunligi yo‘qolishi qayd etilgan [8]. Demak, sun’iy intellektning inqirozlarni prognozlashdagi ahamiyati haqidagi xulosalar hanuzgacha bahsli.

O‘zbekiston uchun bu masala alohida dolzarb. 2017-yilda valyuta siyosatining liberallashtirilishi [1], kapital oqimlari va tashqi qarzning o‘sishi, bank kreditlashining jadallashuvi iqtisodiyotni global moliyaviy sharoitlarga ko‘proq bog‘ladi. Jahon banki ma’lumotlariga ko‘ra, mamlakatda xususiy sektorga berilgan kreditlarning YaIMga nisbati 2017-yildagi 13,6 foizdan 2024-yilda 31,5 foizgacha, tashqi qarzning yalpi milliy daromadga nisbati esa 23,6 foizdan 60,5 foizgacha oshgan [4]. “O‘zbekiston – 2030” strategiyasida [2] belgilangan barqaror o‘sish maqsadlari makroiqtisodiy xatarlarni o‘z vaqtida aniqlash vositalarini takomillashtirishni talab qiladi.

Mavjud tadqiqotlarda uchta bo‘shliq mavjud. Birinchidan, mashinali o‘rganishga asoslangan EWS tadqiqotlarining aksariyati rivojlangan mamlakatlar va asosan bank

inqirozlariga qaratilgan [9; 10]. Ikkinchidan, modellar ko‘pincha tasodifiy kross-validatsiya bilan baholanadi va bu real vaqt sharoitidagi prognoz sifatini oshirib ko‘rsatishi mumkin. Uchinchidan, Markaziy Osiyo mamlakatlari, xususan O‘zbekiston, bunday tahlillarda deyarli o‘rganilmagan.

Maqolaning maqsadi – rivojlanayotgan iqtisodiyotlar panel ma’lumotlari asosida sun’iy intellekt modellarining makroiqtisodiy va moliyaviy inqirozlarni erta aniqlashdagi haqiqiy qo‘shimcha qiymatini baholash va natijalarni O‘zbekiston uchun talqin qilishdan iborat. Tadqiqot quyidagi savollarga javob izlaydi: (1) mashinali o‘rganish modellari logit modelga nisbatan inqirozlarni yaxshiroq prognozlaydimi va bu natija validatsiya usuliga qanchalik bog‘liq? (2) qaysi makroiqtisodiy omillar inqiroz ehtimolini eng ko‘p belgilaydi? (3) O‘zbekiston va qo‘shni mamlakatlarda 2016–2024-yillarda baholangan inqiroz ehtimoli qanday o‘zgargan?

Tadqiqotning ilmiy hissasi quyidagilardan iborat: bitta ma’lumotlar to‘plamida uchta validatsiya sxemasi qo‘llanib, mashinali o‘rganish ustunligining sharoitga bog‘liqligi miqdoran ko‘rsatildi; prognozlar aniq Shapley qiymatlari orqali izohlandi; birinchi marta Markaziy Osiyo mamlakatlari uchun model asosidagi inqiroz ehtimollari hisoblandi.

MAVZUGA OID ADABIYOTLAR SHARHI

Erta ogohlantirish tizimlari bo‘yicha klassik tadqiqotlar inqirozdan oldin real valyuta kursining oshirib baholanishi, xalqaro rezervlarning qisqarishi va kredit ekspansiyasi kabi ko‘rsatkichlar o‘zgarishini aniqlagan [11; 12]. Frenkel va Saravelos rezervlar darajasi va real valyuta kursi eng barqaror yetakchi indikatorlar ekanini umumlashtirgan [13]. Bussyer va Fratsher esa inqirozdan keyingi davrlarni tanlanmadan chiqarib tashlash orqali “inqirozdan keyingi siljish” (post-crisis bias) muammosini hal qilishni taklif etgan [14]. Ushbu metodologik qoida mazkur tadqiqotda ham qo‘llandi.

Mashinali o‘rganish usullari bilan bog‘liq tadqiqotlar so‘nggi o‘n yillikda keskin ko‘paydi. Xolopaynen va Sarlin bir nechta algoritmni solishtirib, ansambl modellar alohida modellarga qaraganda barqarorroq ekanini ko‘rsatgan [15]. Blyuvshteyn va hammualliflar 17 ta rivojlangan mamlakatning 1870-yildan boshlangan uzoq muddatli ma’lumotlari asosida tasodifiy o‘rmon va gradient bo‘sting logitdan ustun ekanini, eng muhim omillar esa kredit o‘sishi va daromadlilik egri chizig‘ining nishabi ekanini aniqlagan [9]. Fulyar, Xauell va Rey onlayn o‘rganish usullari global moliyaviy inqiroz ehtimolini oldindan ko‘rsata olganini qayd etgan [10]. Liu, Chen va Vang ham mashinali o‘rganish modellari inqiroz prognozini yaxshilashini tasdiqlagan [16].

Shu bilan birga, tanqidiy natijalar ham mavjud. Boytel, List va fon Shvaynits real vaqt rejimidagi rekursiv baholashda mashinali o‘rganish usullari logit modeldan ustun kelmasligini ko‘rsatgan [8]. Kasabianka va hammualliflar bank inqirozlari omillarining ahamiyati vaqt va mamlakatlar bo‘yicha sezilarli o‘zgarishini aniqlagan [17]. Bu esa bir davrda o‘qitilgan modelni boshqa davrga ko‘chirish xavfli ekanini anglatadi. Fiskal inqirozlar bo‘yicha Xelvig hamda De Marki va Moro rivojlanayotgan va kam daromadli mamlakatlarda gradient bo‘sting yaxshi natija berishini ko‘rsatgan [18; 19].

Sun’iy intellekt modellarining “qora quti” ekanligi siyosiy qarorlar uchun jiddiy to‘siq hisoblanadi. Lundberg va Li taklif qilgan SHAP yondashuvi har bir prognozni omillar hissasiga ajratish imkonini beradi [20]. Global moliyaviy sikl bo‘yicha tadqiqotlar esa AQSh pul-kredit siyosati rivojlanayotgan mamlakatlarga kapital oqimlari orqali kuchli ta’sir qilishini ko‘rsatgan [21; 22]. Shu sababli global omil modelga alohida o‘zgaruvchi sifatida kiritildi.

Adabiyotlar tahlili shuni ko‘rsatadiki, mashinali o‘rganishning ustunligi ma’lumotlar turi, mamlakatlar guruhi va validatsiya usuliga bog‘liq. Mazkur maqola ushbu bahsga rivojlanayotgan iqtisodiyotlar, uch turdagi inqiroz va bir nechta validatsiya sxemasini birlashtirgan holda hissa qo‘shadi.

TADQIQOT METODOLOGIYASI

Ma’lumotlar va tanlanma. Inqirozlar sanalari Laeven va Valensiyaning IMF ishchi hujjatidagi bazadan olindi [5; 6]. Bu baza 1970–2017-yillar uchun tizimli bank inqirozlari, valyuta inqirozlari va suveren qarz inqirozlarining boshlanish yillarini o‘z ichiga oladi. Makroiqtisodiy ko‘rsatkichlar Jahon bankining Jahon taraqqiyot ko‘rsatkichlari (WDI) bazasidan API orqali yuklab olindi [4]. AQSh real foiz stavkasining 2022–2025-yillardagi qiymatlari WDI usuliga muvofiq bank asosiy stavkasi [23] va YaIM deflyatori asosida hisoblandi. Tanlanmaga Jahon banki tasnifiga ko‘ra yuqori daromadli bo‘lmagan, ya’ni rivojlanayotgan mamlakatlar kiritildi.

Bog‘liq o‘zgaruvchi. t yildagi kuzatuv uchun y = 1, agar mamlakatda t+1 yoki t+2 yilda kamida bitta inqiroz (bank, valyuta yoki suveren qarz) boshlansa, aks holda y = 0. Ikki yillik ufq siyosatchilarga choralar ko‘rish uchun yetarli vaqt beradi. Inqiroz boshlangan yil va undan keyingi ikki yil tanlanmadan chiqarildi [14]. Bog‘liq o‘zgaruvchi 2017-yilgacha bo‘lgan inqirozlar asosida aniqlangani sababli omillar 1980–2015-yillar uchun olindi.

Omillar. Adabiyotlar asosida o‘nta omil tanlandi (1-jadval). Ular ichki kredit dinamikasi, makroiqtisodiy holat, tashqi zaiflik va global moliyaviy sharoitni aks ettiradi. Ko‘rsatkichlar 1- va 99-persentillarda winzorizatsiya qilindi. Kamida yettita omil mavjud bo‘lgan kuzatuvlar saqlab qolindi. Natijada tanlanma 111 ta mamlakat bo‘yicha 2711 ta kuzatuvdan iborat bo‘ldi, ulardan 382 tasi (14,1%) inqirozdan oldingi davrga to‘g‘ri keladi.

1-jadval

Modelda qo‘llanilgan omillar va ularning tavsifiy statistikasi (1980–2015-yillar)

Omil	Hisoblash usuli (WDI kodi)	Kuzatuvlar	O‘rtacha (y = 1)	St. chetl.
Xususiy kredit/YaIM, 3 yillik o‘zgarish	Δ_3(FS.AST.PRVT.GD.ZS), f.p.	2152	0,51	6,48
Real YaIM o‘sishi	NY.GDP.MKTP.KD.ZG, %	2711	3,11	4,36
Inflyatsiya	ln(1+π), FP.CPI.TOTL.ZG	2467	2,25	1,06
Joriy hisob saldosi	BN.CAB.XOKA.GD.ZS, YaIMga %	2467	−4,41	8,27
Xalqaro rezervlar	FI.RES.TOTL.MO, import oylari	2269	3,17	4,06
Keng pul (M2)/YaIM o‘zgarishi	Δ(FM.LBL.BMNY.GD.ZS), f.p.	2678	0,66	4,05
Valyuta kursi devalvatsiyasi	100·Δln(PA.NUS.FCRF), %	2711	10,56	12,71
Savdo ochiqligi	NE.TRD.GNFS.ZS, YaIMga %	2306	57,64	31,88
Tashqi qarz	DT.DOD.DECT.GN.ZS, YaMDga %	2514	64,24	42,72
AQSh real foiz stavkasi	FR.INR.RINR (AQSh), %	2711	5,11	2,18

Izoh: y = 1 – keyingi ikki yil ichida inqiroz boshlangan kuzatuvlar; manba: muallif hisob-kitoblari [4; 5].

1-jadvaldan ko‘rinadiki, inqirozdan oldingi yillarda iqtisodiy o‘sish va rezervlar pastroq, inflyatsiya, devalvatsiya sur’ati va tashqi qarz esa yuqoriroq bo‘ladi. Bu farqlar klassik EWS adabiyotidagi xulosalarga mos keladi [11; 13].

Modellar. Uchta model solishtirildi. Etalon model sifatida logistik regressiya (logit) olindi:

$P(y_{it} = 1 \mid x_{it}) = 1 / [1 + exp(-(\beta_0 + \beta' x_{it}))]$

bu yerda x – standartlashtirilgan omillar vektori. Ikkinchi model – Random Forest: 500 ta qaror daraxtidan iborat ansambl (barg minimal hajmi 5, sinflar balanslangan) [24]. Uchinchi model – gistogramma asosidagi gradient bo‘sting (300 iteratsiya, o‘rganish tezligi 0,05, daraxt chuqurligi 3, L2-regulyarizatsiya). Bu XGBoost va LightGBM bilan bir oilaga mansub algoritm [25]. Daraxt asosidagi modellar yetishmayotgan qiymatlarni bevosita qayta ishlaydi, logit modelda esa ular mediana bilan to‘ldirildi. Hisob-kitoblar Python muhitida scikit-learn kutubxonasi yordamida bajarildi.

Validatsiya sxemalari. Prognoz sifati uchta usulda tekshirildi. (1) Kengayuvchi oyna (quasi real-time): 1996–2015-yillarning har biri uchun model faqat t−3 yilgacha bo‘lgan ma’lumotlarda o‘qitilib, t yil uchun prognoz qilindi. Bu kelajakdagi ma’lumotning modelga “sizib o‘tishi”ni istisno qiladi. (2) Vaqt bo‘yicha ajratish: o‘qitish 1980–2003-yillarda, test 2006–2015-yillarda o‘tkazildi. (3) Mamlakatlar bo‘yicha 5 blokli guruhli kross-validatsiya: model o‘qitishda ishtirok etmagan mamlakatlar uchun baholandi.

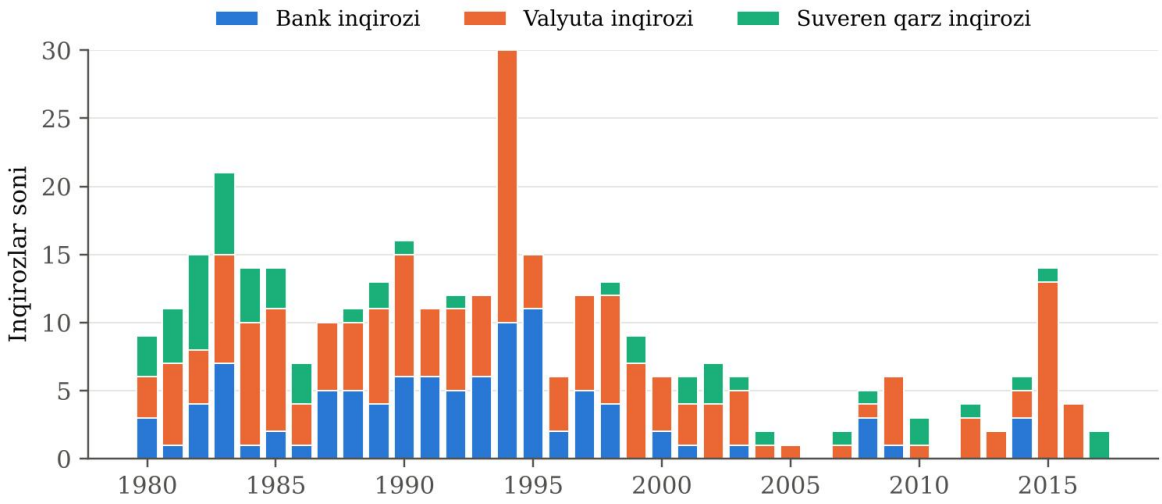
Sifat ko‘rsatkichlari va izohlash. Asosiy ko‘rsatkich – ROC egri chizig‘i ostidagi maydon (AUC). AUC = 0,5 tasodifiy taxminga, AUC = 1 mukammal tasnifga mos keladi. 1000 marta takrorlangan bootstrap orqali 95% ishonch oraliqlari va modellar orasidagi AUC farqining ishonch oralig‘i hisoblandi. Ehtimollar aniqligi Brier ko‘rsatkichi bilan o‘lchandi. Gradient bo‘sting prognozlari aniq Shapley qiymatlari bilan izohlandi [20]:

$\varphi_j = \sum_{S \subseteq N \setminus \{j\}} |S|!(|N|-|S|-1)! / |N|! \cdot [v(S \cup \{j\}) - v(S)]$

bu yerda N – o‘nta omil to‘plami, v(S) – S koalitsiyadagi omillar ma’lum bo‘lganda kutilayotgan prognoz (interventsion yondashuv, 60 ta fon kuzatuvi). Barcha $2^{10} = 1024$ koalitsiya to‘liq hisoblandi. Shuning uchun qiymatlar taxminiy emas, aniq: additivlik xatosi 10^{-15} darajasida.

TAHLIL VA NATIJALAR

Tahlil qilingan davrda rivojlanayotgan mamlakatlarda 99 ta bank, 184 ta valyuta va 54 ta suveren qarz inqirozi boshlangan (1-rasm). Inqirozlar 1980-yillar boshidagi qarz inqirozi, 1990-yillar o‘rtasidagi o‘tish iqtisodiyotlari inqirozlari, 1994-yilgi KFA franki devalvatsiyasi hamda 2014–2015-yillardagi xom ashyo narxlari pasayishi davrlarida to‘plangan. 2000-yillar o‘rtasida inqirozlar soni keskin kamaygan. Bu inqirozlar chastotasi barqaror emasligini va vaqt bo‘yicha o‘zgarib turishini ko‘rsatadi.



1-rasm. Rivojlanayotgan mamlakatlarda inqirozlar boshlanishi soni, 1980–2017-yillar

Logit model natijalari (2-jadval) omillarning yo‘nalishi haqida dastlabki tasavvur beradi. Mamlakatlar bo‘yicha klasterlangan standart xatolar bilan baholanganda yettita omil statistik ahamiyatli chiqdi. Xalqaro rezervlarning bir standart chetlanishga oshishi inqiroz ehtimoli koeffitsiyentini (odds) 0,67 martaga, iqtisodiy o‘sishning oshishi 0,79 martaga, savdo ochiqligining oshishi 0,76 martaga kamaytiradi. Aksincha, inflyatsiya (1,26), devalvatsiya (1,16) va AQSh real foiz stavkasi (1,24) inqiroz ehtimolini oshiradi.

2-jadval

Logit model natijalari (standartlashtirilgan omillar, klasterlangan standart xatolar)[1]

O‘zgaruvchi	Koeffitsiyent	St. xato	z	p-qiymat	OR
Konstanta	−2,025***	0,103	−19,71	0,000	0,132
Xususiy kredit/YaIM, 3 yillik o‘zgarish	−0,173**	0,088	−1,97	0,049	0,841
Real YaIM o‘sishi	−0,231***	0,067	−3,46	0,001	0,794
Inflyatsiya	0,228***	0,083	2,74	0,006	1,256
Joriy hisob saldosi	0,077	0,086	0,90	0,367	1,081
Xalqaro rezervlar	−0,397***	0,154	−2,58	0,010	0,673
Keng pul (M2)/YaIM o‘zgarishi	0,022	0,070	0,32	0,751	1,022
Valyuta kursi	0,152**	0,067	2,27	0,023	1,164

[1] Muallif hisob-kitoblari.

devalvatsiyasi					
Savdo ochiqligi	−0,278***	0,089	−3,11	0,002	0,757
Tashqi qarz	0,093	0,071	1,30	0,192	1,097
AQSh real foiz stavkasi	0,215***	0,073	2,94	0,003	1,239

Izoh: N = 2711; mamlakatlar soni 111; McFadden R^2 = 0,085; ***, **, * – mos ravishda 1, 5 va 10 foizli ahamiyatlilik darajasi;

Kutilmagan natija shundaki, kredit/YaIM nisbatining o‘sishi inqiroz ehtimolini kamaytiradi (OR = 0,84; p = 0,049). Rivojlanayotgan iqtisodiyotlarda valyuta inqirozlari ustunlik qiladi va ulardan oldin kapital oqimining to‘xtashi sababli kreditlash sekinlashadi. Shu bois rivojlangan mamlakatlarda kuzatiladigan “kredit bumi – inqiroz” bog‘liqligi [7; 9; 12] bu tanlanmada boshqacha namoyon bo‘ladi. McFadden R^2 = 0,085 ekanligi chiziqli modelning tushuntirish qobiliyati cheklanganini ko‘rsatadi.

Modellarning prognoz sifati 3-jadvalda keltirilgan. Natijalar validatsiya usuliga kuchli bog‘liq. Mamlakatlar bo‘yicha guruhli kross-validatsiyada mashinali o‘rganish modellari logitdan aniq ustun: Random Forest uchun AUC 0,743, gradient bo‘sting uchun 0,729, logit uchun 0,686. Demak, model o‘qitilmagan mamlakatlar uchun ham daraxt asosidagi modellar inqirozdan oldingi holatlarni yaxshiroq ajratadi.

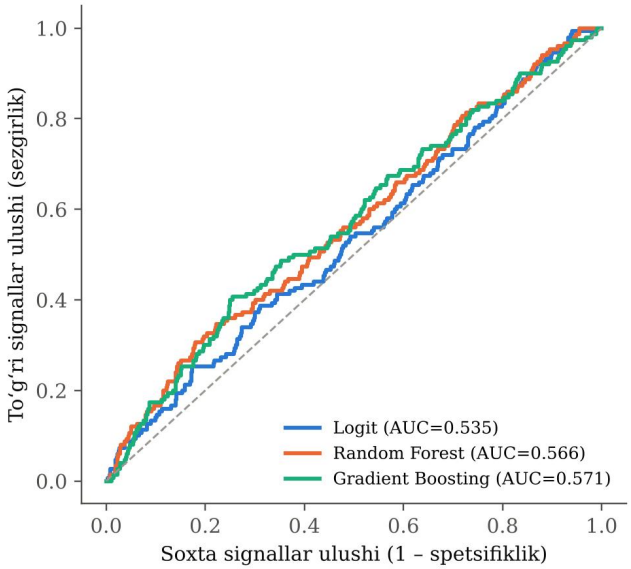
3-jadval

Modellarning prognoz sifati (AUC va Brier ko‘rsatkichi)[2]

Validatsiya sxemasi	Logit	Random Forest	Gradient bo‘sting
Mamlakatlar bo‘yicha guruhli CV, AUC	0,686	0,743	0,729
Kengayuvchi oyna, AUC	0,535 [0,487; 0,580]	0,566 [0,514; 0,614]	0,571 [0,524; 0,619]
Kengayuvchi oyna (AQSh stavkasisiz), AUC	0,583 [0,534; 0,632]	0,602 [0,550; 0,651]	0,598 [0,547; 0,653]
Vaqt bo‘yicha ajratish (test 2006–2015), AUC	0,575 [0,508; 0,633]	0,550 [0,476; 0,624]	0,583 [0,512; 0,649]
Kengayuvchi oyna, Brier ko‘rsatkichi	0,090	0,109	0,099

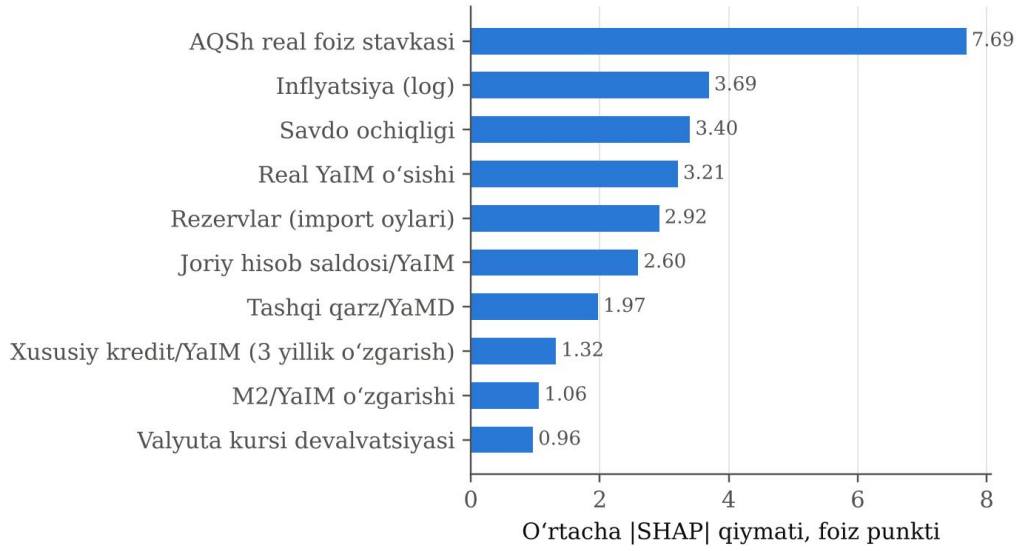
Real vaqt rejimiga yaqin kengayuvchi oyna sxemasida esa barcha modellarning sifati keskin pasayadi (2-rasm). Gradient bo‘sting uchun AUC 0,571 [0,524; 0,619], Random Forest uchun 0,566, logit uchun 0,535. Gradient bo‘stingning logitdan ustunligi (+0,037; 95% ishonch oralig‘i [0,002; 0,077]) statistik ahamiyatli, lekin miqdoran kichik. AQSh real foiz stavkasi modeldan chiqarilganda logit sifati 0,583 gacha oshadi va mashinali o‘rganishning ustunligi statistik ahamiyatini yo‘qotadi (+0,014; [−0,034; 0,060]). Inqiroz turlari bo‘yicha gradient bo‘sting bank inqirozlarini (AUC 0,618), logit va Random Forest esa suveren qarz inqirozlarini (0,631 va 0,653) nisbatan yaxshiroq prognozlaydi.

[2] Muallif hisob-kitoblari.



2-rasm. Kengayuvchi oyna sxemasida modellarning ROC egri chiziqlari

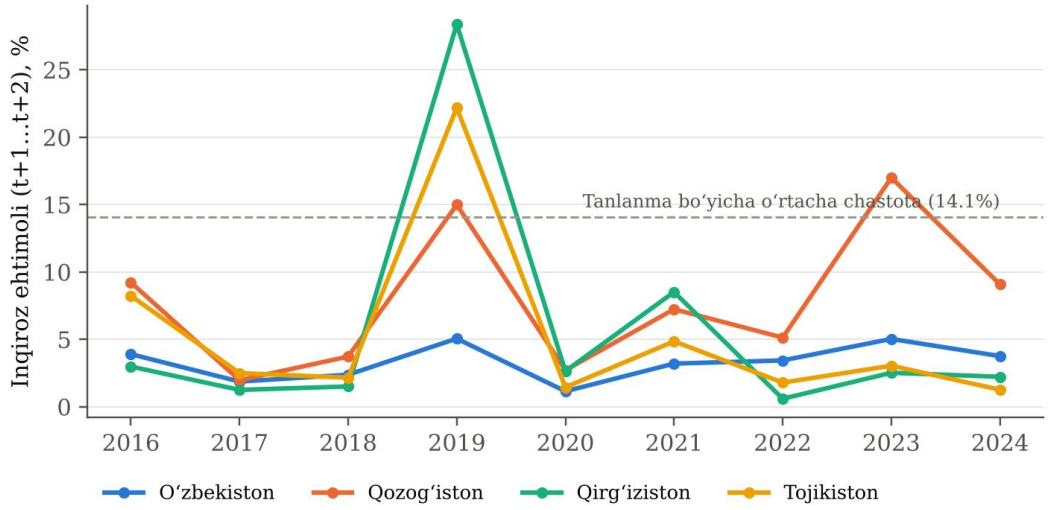
SHAP tahlili (3-rasm) bo‘yicha inqiroz ehtimolini eng ko‘p belgilovchi omil AQSh real foiz stavkasi bo‘lib, u omillar umumiy hissasining 26,7 foizini tashkil etadi. Undan keyingi o‘rinlarda inflyatsiya (12,8%), savdo ochiqligi (11,8%), real YaIM o‘sishi (11,1%) va xalqaro rezervlar (10,1%) turadi. Omil qiymati va SHAP qiymati orasidagi korrelyatsiya ta’sir yo‘nalishini ko‘rsatadi. AQSh foiz stavkasi (+0,74), inflyatsiya (+0,38) va tashqi qarz (+0,23) xavfni oshiradi. Savdo ochiqligi (−0,76), rezervlar (−0,50), iqtisodiy o‘sish (−0,49) va kredit o‘sishi (−0,57) esa xavfni pasaytiradi. Bu yo‘nalishlar logit model natijalariga to‘liq mos keladi.



3-rasm. Gradient bo‘sting modelida omillarning o‘rtacha SHAP hissasi (test davri 2006–2015-yillar)

Butun tanlanmada o‘qitilgan gradient bo‘sting modeli Markaziy Osiyo mamlakatlariga qo‘llanildi (4-rasm). O‘zbekiston uchun inqiroz ehtimoli 2016–2024-yillarda 1,1–5,1 foiz oralig‘ida bo‘lib, doimo tanlanma o‘rtachasidan (14,1%) past bo‘lgan. Qirg‘iziston (28,4%) va Tojikiston (22,2%) uchun ehtimol 2019-yilda, Qozog‘iston uchun esa 2023-yilda (17,0%) eng yuqori qiymatga yetgan. 2024-yil uchun O‘zbekiston bo‘yicha SHAP dekompozitsiyasi (4-jadval) shuni ko‘rsatadiki, prognoz (3,8%) tanlanma bazaviy darajasidan (14,5%) 10,7 foiz punkt past. Bu farqning 7,6 foiz punkti import hajmining 10,3 oyiga teng xalqaro rezervlar hisobiga to‘g‘ri

keladi. Shu bilan birga, joriy hisob defitsiti (+0,8 f.p.) va AQSh real foiz stavkasining yuqoriligi (+0,8 f.p.) xavfni oshiruvchi omillar sifatida namoyon bo‘ldi.



4-rasm. Markaziy Osiyo mamlakatlarida gradient bo‘sting modeli bo‘yicha inqiroz ehtimoli, 2016–2024-yillar

4-jadval
O‘zbekiston uchun 2024-yil prognozining SHAP dekompozitsiyasi

Omil	2024-yildagi qiymati	SHAP hissasi, f.p.
Xalqaro rezervlar	10,26 oy	−7,63
Inflyatsiya	2,36 (π = 9,6%)	−2,20
Real YaIM o‘sishi	6,68%	−2,08
Keng pul (M2)/YaIM o‘zgarishi	1,24 f.p.	−0,34
Xususiy kredit/YaIM, 3 yillik o‘zgarish	0,91 f.p.	−0,27
Tashqi qarz	60,51%	−0,26
Valyuta kursi devalvatsiyasi	7,53%	+0,01
Savdo ochiqligi	57,53%	+0,42
AQSh real foiz stavkasi	5,69%	+0,76
Joriy hisob saldosi	−4,80%	+0,81

Izoh: bazaviy daraja – 14,5%, model prognozi – 3,8%; manba: muallif hisob-kitoblari.

MUHOKAMA

Olingan natijalar sun’iy intellektning inqirozlarni prognozlashdagi ahamiyati haqida ikki tomonlama xulosa chiqarishga imkon beradi. Bir tomondan, mamlakatlararo kross-validatsiyada AUC 0,04–0,06 punktga oshgani daraxt asosidagi modellar chiziqli bo‘lmagan bog‘liqliklarni va

omillar o‘zaro ta’sirini samarali aks ettirishini tasdiqlaydi. Bu Blyuvshteyn va hammualliflar [9] hamda Liu va hammualliflar [16] xulosalariga mos keladi. Boshqa tomondan, real vaqt rejimidagi past natijalar Boytel va hammualliflar [8] ogohlantirishini rivojlanayotgan iqtisodiyotlar uchun ham tasdiqlaydi. Mashinali o‘rganish o‘tmishdagi inqirozlar tuzilmasini yaxshi o‘zlashtiradi, ammo bu tuzilma kelajakda o‘zgarsa, ustunlik kamayadi.

Bunday farqning asosiy sababi inqiroz omillarining nostatsionarligidir. 1980–1990-yillarda yuqori AQSh foiz stavkalari va ko‘p sonli inqirozlar bir vaqtga to‘g‘ri kelgan. 2000-yillardan keyin esa past stavkalar sharoitida inqirozlar kamaygan. Shu sababli global omil o‘qitish davrida kuchli signal bersa-da, keyingi davrda bu signal zaiflashadi. Bu Kasabianka va hammualliflar [17] aniqlagan omillar ahamiyatining vaqt bo‘yicha o‘zgaruvchanligiga va global moliyaviy sikl nazariyasiga [21; 22] mos keladi.

O‘zbekiston uchun asosiy amaliy xulosa shundan iboratki, hozirgi past inqiroz ehtimoli birinchi navbatda katta rezerv buferiga tayanadi. Kreditlash va tashqi qarzning jadal o‘sishi hozircha model bo‘yicha jiddiy xavf signali bermayapti. Biroq rezervlar qisqarsa yoki global foiz stavkalari yanada oshsa, ehtimol tez ortishi mumkin. Shuning uchun rezervlar yetarliligi va tashqi moliyalashtirish sharoitlari monitoringi O‘zbekiston erta ogohlantirish tizimining markaziy elementi bo‘lishi lozim.

XULOSA VA TAKLIFLAR

Tadqiqot natijalari quyidagi xulosalarni chiqarishga asos beradi. Birinchidan, sun’iy intellekt modellari, xususan gradient bo‘sting va Random Forest, rivojlanayotgan iqtisodiyotlarda inqirozdan oldingi holatlarni logit modelga nisbatan yaxshiroq ajratadi. Biroq ularning ustunligi validatsiya usuliga bog‘liq: mamlakatlararo umumlashtirishda bu ustunlik sezilarli, real vaqt prognozida esa kichik va global sharoitlarga sezgir. Ikkinchidan, inqiroz ehtimolini global moliyaviy sharoit (AQSh real foiz stavkasi), inflyatsiya, savdo ochiqligi, iqtisodiy o‘sish va xalqaro rezervlar belgilaydi. Uchinchidan, O‘zbekistonda 2016–2024-yillarda model bo‘yicha inqiroz ehtimoli past bo‘lgan va bu asosan yuqori rezerv buferi bilan izohlanadi.

Tadqiqotning nazariy hissasi shundaki, mashinali o‘rganishning prognoz ustunligi omillar tuzilmasining barqarorligiga bog‘liq ekani miqdoran ko‘rsatildi. Amaliy hissasi esa izohlanadigan EWS konturi va O‘zbekiston uchun birinchi model asosidagi baholarni taqdim etishdan iborat.

Natijalar asosida quyidagi takliflar ilgari suriladi: birinchidan, O‘zbekiston Respublikasi Markaziy bankining moliyaviy barqarorlik monitoringida [3] logit va gradient bo‘sting modellarini birgalikda qo‘llovchi ansambl EWS joriy etish; ikkinchidan, model natijalarini SHAP dekompozitsiyasi bilan birga e’lon qilib, signalning qaysi omillardan kelib chiqayotganini ochiq ko‘rsatish; uchinchidan, global moliyaviy sharoit ko‘rsatkichlarini (AQSh foiz stavkalari, global risk indekslari) monitoring tizimiga majburiy omil sifatida kiritish; to‘rtinchidan, modellarni har yili rekursiv tarzda qayta o‘qitish va ularning sifatini real vaqt rejimida tekshirib borish; beshinchidan, choraklik va oylik ma’lumotlarga, jumladan bank tizimi ko‘rsatkichlariga asoslangan yuqori chastotali EWS ishlab chiqish.

Tadqiqotning cheklovlari ham mavjud. Ko‘rsatkichlarning yillik chastotasi va WDI bazasining hozirgi versiyasidan foydalanilgani real vaqtda mavjud bo‘lgan ma’lumotlarni to‘liq aks ettirmaydi. Inqirozlar bazasi 2017-yil bilan cheklangan, inqiroz hodisalari soni esa nisbatan kam. Kelgusi tadqiqotlarda inqirozlar bazasining yangilangan versiyasi, choraklik ma’lumotlar, matnli ma’lumotlar (markaziy bank kommunikatsiyalari, yangiliklar) va rekurrent neyron tarmoqlar [26] asosida tahlilni kengaytirish maqsadga muvofiq.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR RO‘YXATI

1. O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2017-yil 2-sentabrdagi PF-5177-son “Valyuta siyosatini liberallashtirish bo‘yicha birinchi navbatdagi chora-tadbirlar to‘g‘risida”gi Farmoni. https://lex.uz
2. O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2023-yil 11-sentabrdagi PF-158-son “O‘zbekiston – 2030” strategiyasi to‘g‘risida”gi Farmoni. https://lex.uz
3. O‘zbekiston Respublikasi Markaziy banki. Moliyaviy barqarorlik sharhi. https://cbu.uz
4. World Bank. World Development Indicators. Washington, DC: The World Bank, 2026. https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators
5. Laeven L., Valencia F. Systemic Banking Crises Revisited. IMF Working Paper No. 18/206. Washington, DC: International Monetary Fund, 2018. https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2018/09/14/Systemic-Banking-Crises-Revisited-46232
6. Laeven L., Valencia F. Systemic banking crises database II. IMF Economic Review, 2020, Vol. 68(2), pp. 307–361. https://doi.org/10.1057/s41308-020-00107-3
7. Jordà Ò., Schularick M., Taylor A.M. Macrofinancial history and the new business cycle facts. NBER Macroeconomics Annual, 2017, Vol. 31, pp. 213–263.
8. Beutel J., List S., von Schweinitz G. Does machine learning help us predict banking crises? Journal of Financial Stability, 2019, Vol. 45, 100693. https://doi.org/10.1016/j.jfs.2019.100693
9. Bluwstein K., Buckmann M., Joseph A., Kapadia S., Şimşek Ö. Credit growth, the yield curve and financial crisis prediction: Evidence from a machine learning approach. Journal of International Economics, 2023, Vol. 145, 103773. https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2023.103773
10. Fouliard J., Howell M., Rey H. Answering the Queen: Machine learning and financial crises. NBER Working Paper No. 28302, 2021. https://doi.org/10.3386/w28302
11. Kaminsky G.L., Reinhart C.M. The twin crises: The causes of banking and balance-of-payments problems. American Economic Review, 1999, Vol. 89(3), pp. 473–500. https://doi.org/10.1257/aer.89.3.473
12. Schularick M., Taylor A.M. Credit booms gone bust: Monetary policy, leverage cycles, and financial crises, 1870–2008. American Economic Review, 2012, Vol. 102(2), pp. 1029–1061. https://doi.org/10.1257/aer.102.2.1029
13. Frankel J., Saravelos G. Can leading indicators assess country vulnerability? Evidence from the 2008–09 global financial crisis. Journal of International Economics, 2012, Vol. 87(2), pp. 216–231.
14. Bussière M., Fratzscher M. Towards a new early warning system of financial crises. Journal of International Money and Finance, 2006, Vol. 25(6), pp. 953–973.
15. Holopainen M., Sarlin P. Toward robust early-warning models: A horse race, ensembles and model uncertainty. Quantitative Finance, 2017, Vol. 17(12), pp. 1933–1963.
16. Liu L., Chen C., Wang B. Predicting financial crises with machine learning methods. Journal of Forecasting, 2022, Vol. 41(5), pp. 871–910.
17. Casabianca E.J., Catalano M., Forni L., Giarda E., Passeri S. A machine learning approach to rank the determinants of banking crises over time and across countries. Journal of International Money and Finance, 2022, Vol. 129, 102739. https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2022.102739
18. Hellwig K.-P. Predicting Fiscal Crises: A Machine Learning Approach. IMF Working Paper No. 21/150. Washington, DC: International Monetary Fund, 2021.

19. De Marchi R., Moro A. Forecasting fiscal crises in emerging markets and low-income countries with machine learning models. Open Economies Review, 2024, Vol. 35(1), pp. 189–213. https://doi.org/10.1007/s11079-023-09722-9
20. Lundberg S.M., Lee S.-I. A unified approach to interpreting model predictions. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, Vol. 30, pp. 4765–4774.
21. Rey H. Dilemma not trilemma: The global financial cycle and monetary policy independence. NBER Working Paper No. 21162, 2015. https://doi.org/10.3386/w21162
22. Miranda-Agrippino S., Rey H. U.S. monetary policy and the global financial cycle. Review of Economic Studies, 2020, Vol. 87(6), pp. 2754–2776.
23. Board of Governors of the Federal Reserve System. Bank Prime Loan Rate [RIFSPBLPNA]. Retrieved from FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis. https://fred.stlouisfed.org/series/RIFSPBLPNA
24. Breiman L. Random forests. Machine Learning, 2001, Vol. 45(1), pp. 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324
25. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016, pp. 785–794. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785
26. Tölö E. Predicting systemic financial crises with recurrent neural networks. Journal of Financial Stability, 2020, Vol. 49, 100746. https://doi.org/10.1016/j.jfs.2020.100746