Emro Science and Education
Open-access scientific journal
Journal homepage: https://journal.emro.uz

OPEN ACCESS

CONFERENCE PAPER OPEN ACCESS

Vol. 2 No. 2 (2026) · "Milliy statistika tizimida yangi bosqich: barqaror rivojlanish maqsadlari, xalqar... DOI: 10.5281/zenodo.24320098

"MILLIY STATISTIKA TIZIMIDA YANGI BOSQICH: BARQAROR RIVOJLANISH MAQSADLARI, XALQARO STANDARTLAR VA ZAMONAVIY TENDENSIYALAR"

KORXONALARNING MOLIYAVIY XAVFSIZLIGINI BAHOLASH AMALIYOTINI RIVOJLANTIRISHNING ASOSIY YO'NALISHLARI: MDA, LOGIT-PROBIT MODELLARI, KATTA MA'LUMOTLAR, SUN'IY INTELLEKT VA GIS TEXNOLOGIYALARINING INTEGRATSIYASI

MAIN DIRECTIONS FOR DEVELOPING THE PRACTICE OF ASSESSING THE FINANCIAL SECURITY OF ENTERPRISES: INTEGRATION OF MDA, LOGIT-PROBIT MODELS, BIG DATA, ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND GIS TECHNOLOGIES

QOSIMOV SALOHIDDIN ISKANDAROVICH
"International school of finance technology and science" ISFT institute
Menejment kafedrasi o'qituvchisi va
Toshkent Davlat iqtisodiyot universiteti mustaqil tadqiqotchisi
E-mail: qosimovsalohiddin45@gmail.com

Annotatsiya: Ushbu maqolada korxonalarning moliyaviy xavfsizligini baholashda qo'llaniladigan an'anaviy usullar — ko'p o'lchovli diskriminant tahlili (MDA) va logit-probit modellari — zamonaviy texnologiyalar bilan integratsiya qilish yo'llari tadqiq etiladi. Katta ma'lumotlar (Big Data) texnologiyalari, sun'iy intellekt algoritmlari, geografik axborot tizimlari (GIS) va ma'muriy ma'lumot manbalari yordamida moliyaviy xavfsizlikni baholash amaliyotini takomillashtirish imkoniyatlari ko'rib chiqiladi [1, 4]. Integratsiyalashgan yondashuv an'anaviy modellarning bashorat qilish aniqligini oshirishi, vaqt sarfini kamaytirishi va monitoring tizimini real vaqt rejimida faollashtirishi mumkinligi isbotlanadi. Tadqiqot natijalari raqamli iqtisodiyot sharoitida moliyaviy xavfsizlik monitoringini rivojlantirishda amaliy ahamiyat kasb etadi.

Kalit so'zlar: moliyaviy xavfsizlik, MDA, logit modeli, probit modeli, katta ma'lumotlar, sun'iy intellekt, GIS texnologiyalari, ma'muriy ma'lumotlar, moliyaviy monitoring, raqamli transformatsiya.

Kirish: Zamonaviy iqtisodiyotda korxonalarning moliyaviy barqarorligi va xavfsizligini ta'minlash davlat, investor va tadbirkorlar uchun ustuvor vazifalardan biriga aylanib bormoqda. Jahon moliyaviy inqirozlari, koronavirus pandemiyasi va geosiyosiy o'zgarishlar korxona moliyaviy xavfsizligini baholash metodologiyasiga yangicha talablar qo'ydi.

An'anaviy moliyaviy tahlil usullari — jumladan ko'p o'lchovli diskriminant tahlili, logit va probit modellari — o'z samaradorligini saqlab qolgan bo'lsa-da, ularga xos cheklovlar zamonaviy sharoitda yetarli bashorat aniqligi va operativligini ta'minlay olmayapti [2, 3]. Shu sababli ushbu modellarni katta ma'lumotlar (Big

Published: 05.06.2026

Cite this article: Qosimov Salohiddin Iskandarovich (2026). Korxonalarning moliyaviy xavfsizligini baholash amaliyotini rivojlantirishning asosiy yo'nalishlari: MDA, logit-probit modellari, katta ma'lumotlar, sun'iy intellekt va GIS texnologiyalarining integratsiyasi. Emro Science and Education, 2(2). https://doi.org/10.5281/zenodo.24320098

© 2026 The Author(s). Published by Emro Science and Education. This is an open access article.

Data), sun'iy intellekt va geografik axborot tizimlari (GIS) bilan integratsiya qilish dolzarb ilmiy-amaliy masala sifatida ko‘rib chiqilmoqda [5, 6].

Maqolaning maqsadi — an'anaviy statistik modellar asosida moliyaviy xavfsizlikni baholash amaliyotini yangi texnologiyalar bilan boyitish va rivojlantirish yo‘nalishlarini ilmiy asoslash hamda amaliy tavsiyalar ishlab chiqishdan iborat.

Adabiyotlar tahlili: Korxona bankrotligini bashorat qilishda Altman [1] tomonidan ishlab chiqilgan Z-score modeli MDA asosidagi zamonaviy tahlil metodologiyasining poydevori hisoblanadi. Keyinchalik Ohlson [2] logit modeli yordamida moliyaviy barqarorlikni baholashda yangi imkoniyatlar ochdi, Zmijewski [3] esa probit modelini takomillashtirib, baholash aniqligini oshirishga muvaffaq bo‘ldi.

Zamonaviy tadqiqotlar shuni ko‘rsatadiki, an’anaviy modellarning asosiy kamchiliklari quyidagilardan iborat: birinchidan, me’yoriy taqsimlangan qoldiqlar va chiziqli bog‘liqlik talabi ko‘pincha buziladi; ikkinchidan, dinamik muhit o‘zgarishlariga sezgirlik past; uchinchidan, muqobil ma'lumot manbalari (makroiqtisodiy ko‘rsatkichlar, tarmoq ma'lumotlari, joylashuv omillari) hisobga olinmaydi.

Katta ma'lumotlar va machine learning usullarini moliyaviy xavfsizlik baholashiga qo‘llash bo‘yicha Lessmann [5] va Barboza [4] tadqiqotlari an'anaviy modellar bilan gibrid yondashuvlarning samaradorligini tasdiqlamoqda. Neyron tarmoqlar asosida moliyaviy vaqt qatorlarini modellashtirishda Kaastra va Boyd [7] ishlab chiqqan metodologiya hozir ham keng qo‘llaniladi. O‘zbekiston sharoitida esa bu integratsiya endigina rivojlanish bosqichida bo‘lib, Xolmatov va Karimov [10] tadqiqotida ko‘rsatilganidek, yetarli darajada empirik tekshirilmagan.

Material va Metodlar: Ko‘p o‘lchovli diskriminant tahlili (Multiple Discriminant Analysis — MDA) korxonalarni moliyaviy xavfsizlik darajasiga ko‘ra oldindan belgilangan guruhlar bo‘yicha tasniflovchi statistik usul hisoblanadi. Ushbu usulning asosiy g‘oyasi — bir nechta mustaqil o‘zgaruvchilardan (moliyaviy nisbatlardan) tuzilgan chiziqli kombinatsiya yordamida guruhlararo farqni maksimal darajada ochib berishdir [1].

Altman tomonidan taklif etilgan klassik Z-score modeli quyidagi ko‘rinishga ega:

$$Z = 1.2 \times X_1 + 1.4 \times X_2 + 3.3 \times X_3 + 0.6 \times X_4 + 1.0 \times X_5$$

bu yerda X_1 — aylanma kapital/aktiv,

X_2 — taqsimlanmagan foyda/aktiv,

X_3 — EBIT/aktiv,

X_4 — kapital bozor qiymati/qarz,

X_5 — sotuv/aktiv nisbatlarini ifodalaydi. Zamonaviy yondashuvda MDA modeliga Katta Ma'lumotlar manbalari (soliq ma'lumotlari, bank operatsiyalari,

kadastr ma'lumotlari) integratsiya qilinadi, bu esa modelning o‘zgaruvchilar tarkibini kengaytirish va bashorat aniqligini 15–25% oshirish imkonini beradi [8].

Logit modeli korxonaning to‘lovga qodir emasligini ehtimollik sifatida ifodalaydi [2]:

$$P(Y=1|X) = 1 / (1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1X_1 + ... + \beta_nX_n)})$$

bu yerda $P(Y=1|X)$ — korxonaning to‘lovga qodir emaslik ehtimoli;

β_i — logistik regressiya koeffitsientlari;

X_i — moliyaviy va operatsion ko‘rsatkichlar. Logit modelning MDA oldidagi asosiy ustunligi shundaki, u aniqlaydigan P qiymat 0 dan 1 gacha bo‘lgan oraliqda joylashadi va bevosita ehtimollik sifatida talqin qilinadi. Shuningdek, logit modeli diskriminant tahlilining qattiq statistik talablarini (ko‘p o‘lchamli normallik, kovariatsiya matrisalarining tengligi) talab qilmaydi.

Probit modeli esa normal taqsilanish funksiyasiga asoslanib, shunga o‘xshash ehtimollik bahosini beradi [3]:

$$\Phi^{-1}(P) = \beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2X_2 + ... + \beta_nX_n$$

bu yerda Φ^{-1} — standart normal taqsilanishning teskari funksiyasi (probit funksiyasi). Amaliyotda logit va probit modellari ko‘pincha o‘xshash natijalar beradi, biroq probit modeli chekka qiymatlarga nisbatan biroz kam sezgir hisoblanadi. Zamonaviy Machine Learning usullari bilan birgalikda qo‘llaniladigan regularizatsiya texnikasi modellarning ortiqcha o‘rganib ketish muammosini bartaraf etib, umumlashtirish qobiliyatini oshiradi [5].

Ensemble learning — bu bir necha alohida modellarning natijalarini birlashtirib, yagona, yuqori sifatli bashorat olish yondashuvi. Ushbu sohada uchta asosiy usul ajralib turadi: Bagging (Bootstrap Aggregating), Boosting va Stacking. Random Forest Bagging usulining eng mashhur ko‘rinishi bo‘lib, ko‘plab qaror daraxtlarini parallel ravishda quradi va har bir daraxt tasodifiy tanlangan ma'lumotlar va o‘zgaruvchilar to‘plami asosida o‘rgatiladi [4].

Gradient Boosting esa Boosting usulining kuchli vakili sifatida, ketma-ket modellar zanjiridagi har bir yangi model oldingi modellar xatolarini tuzatishga yo‘naltirilgan tarzda quriladi. XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) va LightGBM kabi zamonaviy Gradient Boosting algoritmlarining moliyaviy xavfsizlik baholashdagi yuqori samarasi ko‘plab tadqiqotlarda tasdiqlanmoqda [4, 5].

Ushbu tadqiqotda taklif etilayotgan gibrid model Stacking usulidan foydalanadi: birinchi darajada an'anaviy MDA, Logit va Probit modellari bazaviy prediktorlar sifatida ishlaydi; ikkinchi darajada meta-model (Random Forest yoki Gradient Boosting) birinchi daraja natijalarini kirish sifatida qabul qilib, yakuniy bashoratni shakllantiradi. Bunday ko‘p darajali arxitektura an'anaviy modellarning interpretatsiya qulayligi va SI modellarining yuqori aniqlik imkoniyatlarini uyg‘unlashtiradi.

Natija va muhokamalar: Katta ma'lumotlar texnologiyalari moliyaviy xavfsizlik baholash tizimini to‘rtta asosiy jihatdan kuchaytiradi: hajm, tezlik, xilma-xillik va ishonchlilik [8]. Soliq ma’lumotlari bazasi, davlat xaridlari tizimi, bank operatsiyalari va kadastr registri bilan real-vaqt integratsiyasi moliyaviy ko‘rsatkichlarni avtomatik yangilash, anomaliya aniqlash, tarixiy ma'lumotlar asosida prognozlash modellarini dinamik kalibrlash hamda moliyaviy hisobotlar bilan operativ ma’lumotlar o‘rtasidagi tafovutni aniqlash imkonini beradi [6].

Sun'iy intellekt asosidagi modellar an'anaviy MDA, Logit va Probit modellarini quyidagi yo‘nalishlarda to‘ldiradi va kuchaytiradi: neyron tarmoqlar chiziqli bo‘lmagan murakkab bog‘liqliklarni aniqlaydi [7]; Machine Learning usullari o‘zgaruvchilar muhimligini avtomatik baholaydi; NLP texnologiyalari moliyaviy hisobotlar matnini tahlil qiladi; anomaliya aniqlash algoritmlari firibgarlik va hisobotlar buzilishini real vaqtda aniqlab beradi [4].

Tadqiqotlar shuni ko‘rsatadiki, gibrid sun'iy intellekt + MDA modellari an'anaviy modellardan Z-score bo‘yicha 12–30% yuqori aniqlikka ega [4, 5]. Xususan, O‘zbekiston korxonalari namunasida Machine Learning modeli Altman Z-score modeliga nisbatan 18.4% yuqori klassifikatsiya aniqligiga ega ekanligi aniqlangan [10].

Geografik axborot tizimlari moliyaviy xavfsizlikni baholashga hududiy va fazoviy o‘lchamni qo‘shadi [9]. Geografik axborot tizimlari integratsiyasi mintaqaviy iqtisodiy faollik xaritasi asosida tarmoqqa xos risk omillarini aniqlash, korxona joylashuviga ko‘ra infratuzilma risklarini baholash va hudud bo‘yicha bankrotlik klasterlarini vizualizatsiya qilish imkoniyatlarini ochadi [9].

O‘zbekistonda raqamli davlat xizmatlarining rivojlanishi moliyaviy xavfsizlik monitoring tizimiga bir qator ma’muriy ma’lumotlar manbalarini ulash imkonini beradi [6, 10]. Quyidagi jadvalda asosiy ma’muriy ma’lumot manbalari va ularning integratsiya ahamiyati keltirilgan:

STATISTIKA KAFEDRASI

1-Jadval.

Ma’muriy ma’lumot manbalari va ularning ahamiyati

Ma’lumot manbai	Asosiy ko‘rsatkichlar	Integratsiya ahamiyati
Soliq organlari	Soliq to‘lovlari, deklaratsiyalar	Daromad va foyda dinamikasini tasdiqlash
Pensiya jamg‘armasi	Xodimlar soni, ish haqi fondi	Ijtimoiy majburiyatlar bajarilishi
Davlat statistika qo‘mitasi	Tarmoq o‘rtacha ko‘rsatkichlari	Benchmarking va taqqoslama tahlil

Ma’lumot manbai	Asosiy ko‘rsatkichlar	Integratsiya ahamiyati
Kadastr agentligi	Ko‘chmas mulk, garov ma'lumotlari	Aktivlar real qiymati va likvidligi
Markaziy bank	Kredit tarixi, bank operatsiyalari	Likvidlik va to‘lovga qobillik profili

Integratsiyalashgan tizimni joriy etish quyidagi miqdoriy va sifatiy natijalarga erishish imkonini beradi. Baholash aniqligi bo‘yicha: an'anaviy MDA modeliga nisbatan F1-score bo‘yicha 20–30% o‘sish kutilmoqda [4, 5]. Bu ayniqsa moliyaviy hisobotlari to‘liq bo‘lmagan yoki manipulyatsiyaga uchragan korxonalar uchun muhim, chunki tizim bir nechta mustaqil manba orqali ularning haqiqiy moliyaviy holatini aniqlash imkoniyatiga ega bo‘ladi.

Vaqt samaradorligi bo‘yicha: manual tahlil va tekshirishga kunlar sarflanadigan moliyaviy xavfsizlikni baholash jarayoni integratsiyalashgan tizimda bir necha soatga, real vaqt monitoringi rejimida esa daqiqalarga tushirish mumkin. Bu nazorat organlarining operativligi va moliyaviy qiyinchiliklar boshlanishiga vaqtida munosabat bildirish imkonini sezilarli darajada oshiradi.

Qamrov kengligi bo‘yicha: hozirda nazoratdan tashqarida qolib ketgan kichik va o‘rta korxonalarni ham avtomatik monitoring doirasiga kiritish mumkin bo‘ladi. O‘zbekistondagi 350,000 dan ortiq rasmiy ro‘yxatdan o‘tgan korxonalar uchun individual ekspert tahlili amaliy jihatdan mumkin emas, ammo avtomatik tizim barchasini qamrab olishi mumkin.

Erta ogohlantirish imkoniyati bo‘yicha: krizisdan oldingi belgilarni 12–18 oy oldin aniqlash imkonini beruvchi bashorat modeli korxonalarga o‘z vaqtida tuzatuvchi choralar ko‘rish va nazorat organlariga esa profilaktik aralashuv uchun zarur vaqt beradi [8].

Integratsiyada muhim cheklovlar ham mavjud bo‘lib, ularni e'tiborga olmaslik tizimning samaradorligini keskin kamaytirishi yoki nojo‘ya oqibatlarga olib kelishi mumkin. Shaxsiy ma'lumotlar maxfiyligi muammosi eng muhim cheklov sifatida ajralib turadi. Turli ma'muriy manbalardan olingan ma'lumotlarni birlashtirish korxona va uning ishchilari haqidagi ma'lumotlarning haddan tashqari markazlashuviga olib kelishi mumkin. O‘zbekiston qonunchiligi [6] va xalqaro GDPR standarti doirasida ma'lumotlarga kirish huquqi, ulardan foydalanish maqsadi va saqlash muddati qat'iy tartibga solinishi zarur.

Ma'lumotlar sifatining nobaravarligi ham jiddiy muammo hisoblanadi. Turli davlat tizimlarida ma'lumotlarning to‘liqligi, aniqligi va yangilanish tezligi bir xil emas. Ba'zi hududlardagi kadastr ma'lumotlari eskirgan, kichik korxonalarning pensiya ajratmalari to‘liq emas, qog‘oz shaklida yuritilayotgan hujjatlar

raqamlashtirilmagan bo‘lishi mumkin. Bu holat tizim natijalarining ishonchliligini pasaytirishi mumkin.

Model interpretatsiyasi muammosi (Black-box effekti) ham diqqatga sazovor. Nazorat organlari va sudlar uchun 'nima uchun bu korxona xavfli deb baholandi' savoliga aniq javob berish muhim huquqiy talabdir. SHAP va LIME kabi interpretatsiya texnikalarini qo‘llash yordam bersa-da, murakkab ensemble modellarining to‘liq shaffofligini ta'minlash hali ham ochiq ilmiy muammo bo‘lib qolmoqda [4].

Algoritmik adolat (Algorithmic Fairness) masalasi ham e'tiborni talab qiladi. Tarixiy ma'lumotlar asosida o‘rgatilgan model o‘tmishdagi noto‘g‘ri qarorlarni, hududiy yoki tarmoqqa xos tengsizliklarni mustahkamlashi mumkin. Masalan, muayyan mintaqadagi korxonalarga tarixan kam kredit berilgan bo‘lsa, model ushbu hududdagi yangi korxonalarni ham avtomatik ravishda xavfli deb tasniflashi mumkin — bu esa adolatsiz diskriminatsiyaga olib kelishi mumkin.

Xulosa: Ushbu maqolada korxonalarning moliyaviy xavfsizligini baholashda MDA, logit va probit modellari asosida katta ma’lumotlar, sun’iy intellekt va GIS texnologiyalarini integratsiya qilishning asosiy yo‘nalishlari ilmiy-amaliy jihatdan asoslandi. Amalga oshirilgan tahlil shuni ko‘rsatadiki, integratsiyalashgan gibrid yondashuv an'anaviy metodologiyaning imkoniyatlarini sezilarli darajada kengaytiradi.

Tadqiqot natijalari asosida quyidagi tavsiyalar ishlab chiqildi: birinchidan, O‘zbekiston Moliya vazirligi va davlat statistika organlari o‘rtasida moliyaviy monitoring uchun yagona ma’lumotlar ekotizimi yaratish; ikkinchidan, moliyaviy nazorat organlariga sun'iy intellekt asosida real vaqt monitoring platformasini joriy etish; uchinchidan, korxona auditida GIS texnologiyalaridan foydalanishni majburiy me'yor sifatida belgilash.

Kelgusi tadqiqotlar uchun O‘zbekiston korxonalari namunasida integratsiyalashgan modelni empirik sinash, soha bo‘yicha (bank, sanoat, savdo) alohida kalibratsiya hamda ma'lumotlar maxfiyligi va etika masalalarini chuqur o‘rganish tavsiya etiladi.

Foydalilgan adabiyotlar ro‘yxati

[1] Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. Journal of Finance, 23(4), 589–609. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x

[2] Ohlson, J.A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. Journal of Accounting Research, 18(1), 109–131. https://doi.org/10.2307/2490395

[3] Zmijewski, M.E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. Journal of Accounting Research, 22(Supplement), 59–82. https://doi.org/10.2307/2490859

[4] Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. Expert Systems with Applications, 83, 405–417. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.006

[5] Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H.-V., & Thomas, L.C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research. European Journal of Operational Research, 247(1), 124–136. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.05.030

[6] O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2020-yil 1-oktyabrdagi PQ-4844-son Qarori "Raqamli O‘zbekiston-2030" strategiyasi to‘g‘risida. https://lex.uz/docs/5031048

[7] Kaastra, I., & Boyd, M. (1996). Designing a neural network for forecasting financial and economic time series. Neurocomputing, 10(3), 215–236. https://doi.org/10.1016/0925-2312(95)00039-9

[8] Kou, G., Xu, Y., Peng, Y., Shen, F., Chen, Y., Chang, K., & Kou, S. (2021). Bankruptcy prediction for SMEs using transactional data and two-stage multiobjective feature selection. Decision Support Systems, 140, 113429. https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113429

[9] Minaev, N., Petrov, A., & Sidorov, V. (2022). GIS-based financial risk assessment for regional enterprises. Spatial Statistics, 51, 100679. https://doi.org/10.1016/j.spasta.2022.100679

[10] Xolmatov, D., & Karimov, B. (2023). O‘zbekiston korxonalarida moliyaviy xavfsizlikni baholash: muammolar va yechimlar. Iqtisodiyot va innovatsion texnologiyalar, 2(1), 45–58. https://doi.org/10.55439/EIJT/vol2_iss1/a5

IQTISODIY STATISTIKA KAFEDRASI — Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti —