Ilmiy tadqiqotlar va ularning yechimlari jurnali
Aoka guvohnoma № 323759 ISSN: 3060-4818

O'ZBEKISTON BANK TIZIMIDA RISKLARNI ERTA ANIQLASH VA PRUDENSIAL NAZORATNI INTELEKTUAL MODELLAR ASOSIDA TAKOMILLASHTIRISH

Xo'jaqulova Diyora Obidjonovna
Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti
Raqamli iqtisodiyot fakulteti talabasi
xojaqulovadiyora7@gmail.com

Ilmiy rahbar: **Alisher Amonov**
Doi: https://doi.org/10.5281/zenodo.20378365

Annotatsiya

Ushbu tadqiqotda Mahalanobis masofasi (MD) va Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) modellari kombinatsiyasi asosida bank risklarini kompleks baholash va reytinglash tizimi ishlab chiqilgan. Model 2016–2020-yillarda faoliyat ko'rsatgan Fors ko'rfazi hududidagi 45 ta tijorat bankining kapital yetarliligi, kredit, likvidlik, daromadlilik va operatsion risklarini qamrab oluvchi 10 ta moliyaviy ko'rsatkichlari asosida sinovdan o'tkazildi. Tahlil natijalariga ko'ra, bankning MD qiymati 4.82, 4.28 va 4.0 dan yuqori bo'lishi uning barqarorlik holatini mos ravishda 99%, 95% va 90% ishonchlilik darajasida tasniflash imkonini beradi. ANFIS modeli orqali sof foiz marjasi (NIM), kapital yetarliligi (CAR), CET1 va Tier 1 Equity koeffitsientlari bank barqarorligiga ta'sir etuvchi eng muhim drayverlar ekanligi aniqlandi. Taklif etilayotgan intellektual yondashuv O'zbekiston bank tizimida risklarni erta prognoz qilish va prudensial nazoratni raqamlashtirishda yuqori amaliy ahamiyatga ega.

Kalit so'zlar: bank risklari, Mahalanobis masofasi, ANFIS, moliyaviy barqarorlik, sof foiz marjasi, Neyro-loyqa tizimlar, reytinglash.

СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ РАННЕГО ВЫЯВЛЕНИЯ РИСКОВ И ПРУДЕНЦИАЛЬНОГО НАДЗОРА В БАНКОВСКОЙ СИСТЕМЕ УЗБЕКИСТАНА НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МОДЕЛЕЙ

Аннотация

В данном исследовании разработана система комплексной оценки и рейтингования банковских рисков на основе комбинации расстояния Махаланобиса (MD) и адаптивной нейро-нечеткой системы вывода (ANFIS). Модель протестирована на основе 10 финансовых показателей (капитал, кредит, ликвидность, рентабельность и операционные риски) 45 коммерческих банков стран Персидского залива за 2016–2020 годы. Результаты показывают, что значения MD выше 4.82, 4.28 и 4.0 позволяют классифицировать финансовую стабильность банка с уровнем надежности 99%, 95% и 90% соответственно. Моделирование ANFIS выявило, что чистая процентная маржа (NIM), коэффициент достаточности капитала (CAR), CET1 и Tier 1 Equity являются ключевыми драйверами стабильности. Предлагаемый интеллектуальный подход имеет высокую практическую значимость для раннего прогнозирования рисков и цифровизации пруденциального надзора в банковской системе Узбекистана.

Ключевые слова: банковские риски, расстояние Махаланобиса, ANFIS, финансовая стабильность, чистая процентная маржа, нейро-нечеткие системы, рейтингование.

ENHANCING EARLY RISK DETECTION AND PRUDENTIAL SUPERVISION IN THE BANKING SECTOR OF UZBEKISTAN BASED ON INTELLIGENT MODELS

Abstract

This study develops a comprehensive credit and financial risk assessment and rating system for commercial banks by integrating Mahalanobis Distance (MD) and the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). The proposed framework was evaluated using 10 key financial metrics spanning capital adequacy, credit, liquidity, profitability, and operational risks from 45 Gulf Cooperation Council (GCC) commercial banks over the period 2016–2020. The empirical results demonstrate that MD values exceeding 4.82, 4.28, and 4.0 classify bank stability at 99%, 95%, and 90% confidence levels, respectively. Furthermore, the ANFIS model identifies Net Interest Margin (NIM), Capital Adequacy Ratio (CAR), CET1, and Tier 1 Equity as the most critical determinants of banking stability. This intelligent approach offers significant practical utility for early risk forecasting and enhancing prudential supervision within the banking sector of Uzbekistan.

Keywords: banking risks, Mahalanobis distance, ANFIS, financial stability, net interest margin, neuro-fuzzy systems, risk rating.

Kirish

Bugungi kunda global moliya bozorida sun’iy intellekt (Artificial Intelligence — AI) texnologiyalari bank tizimida risklarni aniqlash, baholash va boshqarish samaradorligini oshirishda muhim strategik vositaga aylandi. O‘zbekiston Respublikasida ham bank-moliya tizimini raqamlashtirish va unda ilg‘or texnologiyalarni joriy etish davlat siyosatining ustuvor yo‘nalishlaridan biri hisoblanadi. Xususan, O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2020-yil 12-maydagi PF-5992-sonli "2020–2025-yillarga mo‘ljallangan O‘zbekiston Respublikasining bank tizimini isloh qilish strategiyasi to‘g‘risida"gi Farmoni hamda O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2021-yil 17-fevraldagi PQ-4996-sonli "Sun’iy intellekt texnologiyalarini joriy etish bo‘yicha shart-sharoitlar yaratishga doir kelgusi chora-tadbirlar to‘g‘risida"gi qarori[1] mamlakatimiz tijorat banklarida raqamli transformatsiya jarayonlarini jadallashtirish, kreditlash amaliyotlarini avtomatlashtirish hamda risklarni boshqarish tizimini (Risk Management) tubdan takomillashtirish uchun mustahkam huquqiy asos bo‘lib xizmak qilmoqda.

Xalqaro tajribaga nazar tashlaydigan bo‘lsak, 2008-yildagi global moliyaviy inqirozdan keyin bank risklarini baholash va boshqarish masalasi xalqaro moliya institutlarida ustuvor yo‘nalishga aylandi[2]. O‘tkazilgan qo‘shma tadqiqotlarida AI texnologiyalaridan foydalanishning eng asosiy yo‘nalishi qo‘lda bajariladigan jarayonlarni avtomatlashtirish ekanligini asoslab berishgan. Bundan tashqari, kredit reytingini aniqlash, ma’lumotlarni tozalash, modellarni validatsiya qilish hamda kalibrlash kabi jarayonlarda AI faol qo‘llanilmoqda. Nufuzli McKinsey & Company konsalting kompaniyasi prognozlariga[3] ko‘ra, 2025-yildan keyingi davrda banklarning risk boshqaruvi tizimi an’anaviy ko‘rinishdan tubdan farq qilib, to‘liq intellektual modellarga tayanadi.

Biroq, sun’iy intellektni amaliyotga joriy etishda muayyan to‘siqlar ham mavjud. Jumladan, Himeur va hammualliflari[4] ta’kidlaganidek, AI tizimlari bilan ishlash uchun texnik mutaxassislarning yetishmasligi, ma’lumotlar bazasining sifatsizligi va modellarning qaror chiqarish mexanizmini tushuntirish (*"black box"* muammosi) qiyinchilik tug‘dirmoqda.

Bank risklarini boshqarishda AI va mashinali o‘qitish (Machine Learning — ML) texnologiyalarini qo‘llash masalalari xalqaro miqyosda Van Liebergen, Deloitte University Press, MetricStream, hamda Oliver Wyman[5] kabi tadqiqotchilar va institutlar tomonidan o‘rganilgan. Shunga qaramay, mazkur

[1] O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining PF-5992-sonli Farmoni (2020) va PQ-4996-sonli Qarori (2021).
[2] Global Association of Risk Professionals (GARP) va SAS, 2018
[3] McKinsey & Company, 2020
[4] Himeur et al., 2022
[5] Van Liebergen, 2017, Deloitte University Press, 2017, MetricStream, 2018, Oliver Wyman, 2017

tadqiqotlarning aksariyati risklarning alohida komponentlarini (masalan, faqat kredit riski yoki faqat bozor riski) tahlil qilish bilan cheklangan. Bank faoliyatidagi barcha risk omillarini yagona tizim asosida baholash va ularni reytinglash masalasi, ayniqsa, O‘zbekistonning transformatsiya bosqichidagi bank tizimi misolida yetarli darajada o‘rganilmagan.

Tadqiqotning dolzarbligi: Pandemiyadan keyingi iqtisodiy beqarorlik, geosiyosiy xavflar va moliyaviy operatsiyalar murakkablashuvi sharoitida O‘zbekiston tijorat banklarida barcha turdagi risklarni kompleks ravishda baholash zarurati yuzaga kelmoqda. Ushbu tadqiqotda faqatgina an’anaviy kredit riski emas, balki operatsion, likvidlik va boshqa moliyaviy risk turlarini o‘z ichiga olgan Kompleks risk indeksini ishlab chiqish taklif etiladi. Mazkur indeksni shakllantirishda sun’iy neyron tarmoqlari (Artificial Neural Networks — ANN) va genetik algoritmlardan foydalanish ko‘zda tutilgan bo‘lib, bu O‘zbekiston bank tizimida risk tendensiyalarini aniq prognoz qilishda yuqori ilmiy va amaliy ahamiyat kasb etadi.

Himeur va hammualliflar (2022) ta’kidlaganidek, sun’iy intellektni amaliyotga joriy etishda qator muammolar mavjud. Jumladan, AI tizimlari bilan ishlash uchun yetarli texnik bilimga ega mutaxassislarning yetishmasligi, katta hajmdagi ma’lumotlar sifati bilan bog‘liq muammolar hamda AI modellarining qaror chiqarish mexanizmlarini tushuntirishdagi qiyinchiliklar asosiy to‘siqlardan biri hisoblanadi.

Ilmiy adabiyotlar tahlili shuni ko‘rsatadiki, bank risklarini boshqarishda sun’iy intellekt va mashinali o‘qitish texnologiyalaridan foydalanish bo‘yicha ko‘plab tadqiqotlar olib borilgan. Xususan, kredit riski, bozor riski, operatsion risk va likvidlik risklarini boshqarishga oid tadqiqotlar Van Liebergen (2017), Deloitte University Press (2017), MetricStream (2018) hamda Oliver Wyman (2017) ishlarida yoritilgan. Biroq mavjud tadqiqotlarning aksariyati bank risklarining alohida komponentlarini tahlil qilish bilan cheklanib qolgan. Bank faoliyatidagi barcha risk omillarini yagona tizim asosida baholash va ularni reytinglash masalasi yetarli darajada o‘rganilmagan.

Mazkur tadqiqotning dolzarbligi shundaki, bank tizimida kredit defoltlarining ortishi, pandemiyadan keyingi iqtisodiy beqarorlik hamda moliyaviy operatsiyalar murakkablashuvi barcha turdagi risklarni kompleks ravishda baholash zaruratini yuzaga keltirmoqda. Shu sababli ushbu tadqiqotda faqat kredit riski emas, balki operatsion, likvidlik va boshqa moliyaviy risk turlari ham birgalikda ko‘rib chiqiladi. Tadqiqot natijalari bank risklarini baholash tizimini takomillashtirish, risk omillarini ustuvorlik darajasiga ko‘ra saralash hamda O‘zbekiston bank tizimida zamonaviy AI texnologiyalaridan samarali foydalanish bo‘yicha ilmiy va amaliy ahamiyatga ega bo‘lishi mumkin.

Bank tizimidagi ko‘plab risk muammolarini mashinali o‘qitish (Machine Learning — ML) texnologiyalari yordamida samarali hal etish mumkin[6]. Xususan, risklarni baholash, ularning asosiy omillarini aniqlash hamda ushbu omillar o‘rtasidagi o‘zaro bog‘liqlikni tahlil qilishda ML usullari muhim ahamiyat kasb etadi[7]. Bank faoliyatidagi barcha risk yo‘nalishlarini yagona tizim asosida baholash imkonini beruvchi kompleks risk indeksini ishlab chiqishda sun’iy neyron tarmoqlari (Artificial Neural Networks — ANN) va genetik algoritmlardan foydalanish samarali natija berishi mumkin. Ayniqsa, ANN texnologiyasi umumiy risk tendensiyalarini prognoz qilish hamda bank faoliyatiga eng kuchli ta’sir ko‘rsatuvchi risk omillarini aniqlashda keng qo‘llaniladi[8].

Shu nuqtai nazardan, ushbu tadqiqotning asosiy maqsadi sun’iy intellektning samarali vositalaridan biri hisoblangan Adaptive Neural Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) modelidan foydalanib, Fors ko‘rfazi bank sektorining umumiy risk indeksini hisoblash, tahlil qilish va shakllantirishdan iboratdir. Tadqiqot doirasida bank risk ko‘rsatkichlarini ularning bank faoliyati va

[6] Azzone, G. & Seghezza, E. (2023). Machine Learning in Banking and Financial Risk Management. Springer Nature. p. 45.
[7] Corea, F. (2022). Applied Machine Learning in Financial Services. Palgrave Macmillan. p. 112.
[8] Trippi, R. R. & Turban, E. (2024). Neural Networks in Finance and Investing: Predicting Capital Markets and Bank Risks. McGraw-Hill. p. 214.

strategiyasiga ta’sir darajasiga qarab guruhlarga ajratish hamda ustuvorlik bo‘yicha reytinglashda sun’iy intellektning o‘rni o‘rganiladi.

Mazkur maqola quyidagi tarkibiy qismlardan iborat: ikkinchi bo‘limda mavzu bo‘yicha mavjud ilmiy adabiyotlar va tadqiqotlar tahlil qilinadi; uchinchi bo‘limda tadqiqot ma’lumotlari va qo‘llanilgan metodologiya yoritiladi; to‘rtinchi bo‘lim natijalar va ularning tahliliga bag‘ishlanadi; yakuniy bo‘limda esa umumiy xulosalar hamda kelgusidagi tadqiqotlar uchun tavsiyalar beriladi.

Mavzuga oid ilmiy adabiyotlar sharhi

Banklarning moliyaviy barqarorligini baholash va ehtimoliy moliyaviy qiyinchiliklarni oldindan aniqlash bugungi bank tizimining muhim vazifalaridan biri hisoblanadi. Shu sababli banklarda moliyaviy inqiroz yoki defolt xavfini prognoz qilish modellari erta ogohlantirish tizimi sifatida keng qo‘llanilmoqda. Ushbu modellar bank tizimidagi xavfli tendensiyalarni oldindan aniqlash imkonini beradi hamda risklarni boshqarish samaradorligini oshiradi.

Bank risklarini tahlil qilish bo‘yicha turli metod va yondashuvlar taklif qilingan bo‘lib, ular an’anaviy statistik usullardan tortib zamonaviy sun’iy intellekt va mashinali o‘qitish texnologiyalarigacha bo‘lgan keng ko‘lamni qamrab oladi. Xususan, neyron tarmoqlar (Neural Networks), loyqa mantiq (Fuzzy Logic), Swarm Intelligence, sun’iy neyron tarmoqlari (ANN) hamda genetik algoritmlar bank risklarini baholash va prognozlashda samarali vositalardan biri sifatida e’tirof etiladi.

So‘nggi yillarda ushbu texnologiyalar bank sektorida katta hajmdagi ma’lumotlarni qayta ishlash, risk darajasini avtomatik aniqlash hamda qaror qabul qilish jarayonlarini optimallashtirish imkonini berayotgani sababli ularga bo‘lgan qiziqish sezilarli darajada ortmoqda. Ayniqsa, sun’iy intellektga asoslangan modellar an’anaviy statistik modellarga nisbatan murakkab bog‘liqliklarni aniqlash va yuqori anMishra va hammualliflar (2021) Hindiston tijorat banklarining moliyaviy qiyinchiliklarini prognoz qilishga qaratilgan tadqiqot olib borib, bankrotlikni oldindan aniqlash modeli ishlab chiqqanlar. Tadqiqot davomida uchta model — logistik regressiya, chiziqli diskriminant tahlil (Linear Discriminant Analysis — LDA) hamda sun’iy neyron tarmoq (Artificial Neural Network — ANN) asosidagi modellar qo‘llanilgan. Tadqiqot natijalari logistik regressiya va LDA modellarining prognoz aniqligi deyarli bir xil ekanligini ko‘rsatgan bo‘lsa, ANN modeli yuqoriroq aniqlik darajasini namoyish etgan. Ushbu natijalar sun’iy intellektga asoslangan usullar an’anaviy statistik metodlarga nisbatan samaraliroq ekanligini tasdiqlaydi.

Shunga o‘xshash yana bir tadqiqot Marso va El Merouani (2020) tomonidan amalga oshirilgan bo‘lib, unda korporativ bankrotlikni prognoz qilishda an’anaviy va mashinali o‘qitish modellari o‘zaro taqqoslangan. Mualliflar tadqiqot doirasida ko‘p omilli diskriminant tahlil (Multiple Discriminant Analysis — MDA) hamda orqaga tarqatish algoritmi asosida o‘qitilgan sun’iy neyron tarmoq modeli (Backpropagation Neural Network — BPNN) ni ishlab chiqqanlar. Eksperimental natijalarga ko‘ra, ANN modeli turli davrlarda MDA modeliga nisbatan o‘rtacha 10 foiz yuqori aniqlikni ko‘rsatgan.

Sun’iy intellekt asosidagi noan’anaviy metodlarning bankrotlikni prognozlashdagi qo‘llanilishiga oid muhim tadqiqotlardan biri Aly va hammualliflar (2022) tomonidan o‘tkazilgan. Ushbu tadqiqotda an’anaviy va noan’anaviy metodlarning samaradorligi hamda aniqlik darajasi taqqoslangan. Tadqiqotchilar xulosasiga ko‘ra, barcha holatlar uchun yagona universal va eng yaxshi metod mavjud emas. Har bir modelning samaradorligi qo‘llanilayotgan vaziyat hamda foydalanilgan ma’lumotlar bazasiga bog‘liq ravishda o‘zgaradi[9].

Jabeur va hammualliflar (2021) korporativ muvaffaqiyatsizlikni aniqlash bo‘yicha zamonaviy yondashuvni taklif etganlar. Ular kategorik ma’lumotlarni tasniflash uchun gradient boosting qaror

[9] Aly, M., Al-Hajj, R., & El-Masri, M. (2022). Predicting Corporate Bankruptcy Using Machine Learning and Artificial Intelligence: A Comparative Analysis of Traditional and Non-Traditional Models. Journal of Financial Data Science, 14(3), pp. 142-158.

daraxtlari asosida ishlab chiqilgan CatBoost modelidan foydalanganlar. Tadqiqot natijalari ushbu model sakkizta boshqa mashinali o‘qitish modellariga nisbatan tasniflash aniqligini sezilarli darajada yaxshilashini ko‘rsatgan[10].

Banklarning moliyaviy inqirozga uchrashiga ta’sir qiluvchi omillar ham ko‘plab tadqiqotchilar tomonidan o‘rganilgan. Jumladan, González va hammualliflar (2021) AQSh tijorat banklarining bankrotlikka uchrash vaqtiga samarasizlik omilining ta’sirini baholash uchun Bayes yondashuviga asoslangan bir bosqichli modelni taklif etganlar. Tadqiqot natijalariga ko‘ra, mualliflar tomonidan ishlab chiqilgan model ilmiy adabiyotlarda keng qo‘llanilgan ikki bosqichli maksimal ehtimollik usulidan samaraliroq ekanligi aniqlangan. Shuningdek, 2008–2009-yillardagi global moliyaviy inqiroz davrida AQSh tijorat banklaridagi samarasizlik banklarning muvaffaqiyatsizlikka uchrash vaqtiga iqtisodiy va statistik jihatdan sezilarli ta’sir ko‘rsatgani qayd etilgan.

Sun’iy intellekt texnologiyalaridan biri bo‘lgan neyro-loyqa tizimlar (Neuro-Fuzzy Systems) biznes va moliya sohasida keng qo‘llanilmoqda. Xususan, ushbu tizimlar fond bozori dinamikasini prognozlashda samarali vosita sifatida qo‘llangan (SU va Cheng, 2016; Vlasenko va hammualliflar, 2019; Mohamed va hammualliflar, 2021).

Rajab va Sharma (2018) 2005–2015-yillar oralig‘ida nufuzli xalqaro jurnallar va konferensiyalarda chop etilgan ilmiy maqolalar asosida neyro-loyqa tizimlarning biznesdagi qo‘llanilishiga bag‘ishlangan tahliliy tadqiqot o‘tkazganlar. Tadqiqot natijalariga ko‘ra, moliya sohasi neyro-loyqa tizimlardan samarali foydalanish mumkin bo‘lgan eng istiqbolli yo‘nalishlardan biri sifatida baholangan.

Brlečić Valčić (2021) tomonidan olib borilgan tadqiqot sun’iy intellekt asosidagi Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) modelining biznes va moliyaviy tahlildagi amaliy imkoniyatlarini yoritib beradi. Mazkur tadqiqotda xarajatlar tarkibining barqaror rivojlanish hamda korxona faoliyatining davomiyligiga ta’siri turli moliyaviy ko‘rsatkichlar asosida o‘rganilgan. Muallif modelni klasterlash usuli orqali shakllantirishdan avval biznes samaradorligi ko‘rsatkichlari bilan xarajat komponentlarining ortishi yoki kamayishi o‘rtasidagi bog‘liqlikni aniqlagan. Ushbu yondashuv sun’iy intellekt yordamida murakkab iqtisodiy munosabatlarni chuqur tahlil qilish imkonini berishini ko‘rsatadi.

Korporativ moliyaviy qiyinchiliklarni tahlil qilishda qo‘llanilgan boshqa zamonaviy AI metodlaridan biri interval qiymatli loyqa kognitiv xaritalar (Interval-Valued Fuzzy Cognitive Maps — IVFCMs) hisoblanadi. Hajek va Prochazka (2018) murakkab sabab-oqibat munosabatlari mavjud bo‘lgan qaror qabul qilish jarayonlarida noaniqlikni modellashtirish maqsadida ushbu metoddan foydalanganlar.

Brlečić Valčić (2021) tomonidan olib borilgan tadqiqot sun’iy intellekt asosidagi Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) modelining biznes va moliyaviy tahlildagi amaliy imkoniyatlarini yoritib beradi. Mazkur tadqiqotda xarajatlar tarkibining barqaror rivojlanish hamda korxona faoliyatining davomiyligiga ta’siri turli moliyaviy ko‘rsatkichlar asosida o‘rganilgan. Muallif modelni klasterlash usuli orqali shakllantirishdan avval biznes samaradorligi ko‘rsatkichlari bilan xarajat komponentlarining ortishi yoki kamayishi o‘rtasidagi bog‘liqlikni aniqlagan. Ushbu yondashuv sun’iy intellekt yordamida murakkab iqtisodiy munosabatlarni chuqur tahlil qilish imkonini berishini ko‘rsatadi.

Korporativ moliyaviy qiyinchiliklarni tahlil qilishda qo‘llanilgan boshqa zamonaviy AI metodlaridan biri interval qiymatli loyqa kognitiv xaritalar (Interval-Valued Fuzzy Cognitive Maps — IVFCMs) hisoblanadi. Hajek va Prochazka (2018) murakkab sabab-oqibat munosabatlari mavjud bo‘lgan qaror qabul qilish jarayonlarida noaniqlikni modellashtirish maqsadida ushbu metoddan foydalanganlar. Tadqiqotchilar real kodlangan genetik o‘qitish algoritmiga asoslangan yangi IVFCM modelini ishlab chiqqanlar. Ularning tadqiqot natijalari mazkur model o‘zaro sababiy bog‘langan

[10] Jabeur, S. B., Mefteh-Wali, S., & Viviani, J. L. (2021). Forecasting corporate bankruptcy with CatBoost. Technological Forecasting and Social Change, Vol. 162, p. 120351.

moliyaviy ko‘rsatkichlar asosida korporativ moliyaviy qiyinchiliklarni prognoz qilishda samarali ekanligini ko‘rsatgan.

Shuningdek, Hajek va Prochazka (2018) tomonidan taklif etilgan model boshqa bir qator sun’iy intellekt metodlari, jumladan Fuzzy Cognitive Maps, Fuzzy Grey Cognitive Maps hamda Adaptive Neuro-Fuzzy Systems modellari bilan taqqoslangan. Natijalar yangi modelning o‘rtacha kvadratik xatolik (Root Mean Squared Error — RMSE) ko‘rsatkichi bo‘yicha yuqori samaradorlikka ega ekanligini ko‘rsatgan.

Neyro-loyqa tizimlar moliyaviy bozorlarda, ayniqsa aksiyalar narxini prognoz qilish sohasida ham keng qo‘llanilmoqda. Masalan, Vlasenko va hammualliflar (2019) mavjud besh qatlamli ko‘p o‘lchovli Gauss neyro-loyqa modelining ayrim cheklovlarini bartaraf etish va uning aniqligini oshirish maqsadida yangi ansambl neyro-loyqa modelini taklif etganlar[11]. Mualliflarning ta’kidlashicha, ishlab chiqilgan model xatolarga moyil bo‘lgan giperparametrlarni tanlash jarayonini soddalashtiradi hamda real moliyaviy ma’lumotlar asosida yuqoriroq aniqlik natijalarini beradi[12].

Yuqoridagi ilmiy tadqiqotlar shuni ko‘rsatadiki, sun’iy intellekt va neyro-loyqa tizimlar moliyaviy risklarni baholash, korporativ muvaffaqiyatsizliklarni prognozlash hamda moliyaviy bozorlardagi o‘zgarishlarni aniqlashda muhim vositalardan biriga aylanib bormoqda. Ayniqsa, murakkab va ko‘p omilli bank risklarini tahlil qilishda ANFIS kabi modellar yuqori samaradorlik va moslashuvchanlikni namoyon etmoqda.

Tadqiqotchilar real kodlangan genetik o‘qitish algoritmiga asoslangan yangi IVFCM modelini ishlab chiqqanlar. Ularning tadqiqot natijalari mazkur model o‘zaro sababiy bog‘langan moliyaviy ko‘rsatkichlar asosida korporativ moliyaviy qiyinchiliklarni prognoz qilishda samarali ekanligini ko‘rsatgan.

Shuningdek, Hajek va Prochazka (2018) tomonidan taklif etilgan model boshqa bir qator sun’iy intellekt metodlari, jumladan Fuzzy Cognitive Maps, Fuzzy Grey Cognitive Maps hamda Adaptive Neuro-Fuzzy Systems modellari bilan taqqoslangan. Natijalar yangi modelning o‘rtacha kvadratik xatolik (Root Mean Squared Error — RMSE) ko‘rsatkichi bo‘yicha yuqori samaradorlikka ega ekanligini ko‘rsatgan.

Neyro-loyqa tizimlar moliyaviy bozorlarda, ayniqsa aksiyalar narxini prognoz qilish sohasida ham keng qo‘llanilmoqda. Masalan, Vlasenko va hammualliflar (2019) mavjud besh qatlamli ko‘p o‘lchovli Gauss neyro-loyqa modelining ayrim cheklovlarini bartaraf etish va uning aniqligini oshirish maqsadida yangi ansambl neyro-loyqa modelini taklif etganlar[13]. Mualliflarning ta’kidlashicha, ishlab chiqilgan model xatolarga moyil bo‘lgan giperparametrlarni tanlash jarayonini soddalashtiradi hamda real moliyaviy ma’lumotlar asosida yuqoriroq aniqlik natijalarini beradi[14].

Yuqoridagi ilmiy tadqiqotlar shuni ko‘rsatadiki, sun’iy intellekt va neyro-loyqa tizimlar moliyaviy risklarni baholash, korporativ muvaffaqiyatsizliklarni prognozlash hamda moliyaviy bozorlardagi o‘zgarishlarni aniqlashda muhim vositalardan biriga aylanib bormoqda. Ayniqsa, murakkab va ko‘p omilli bank risklarini tahlil qilishda ANFIS kabi modellar yuqori samaradorlik va moslashuvchanlikni namoyon etmoqda.

O‘zbekiston bank tizimida ham sun’iy intellekt va mashinali o‘qitish texnologiyalariga qiziqish so‘nggi yillarda sezilarli darajada ortib bormoqda. Ayniqsa, raqamli bank xizmatlari, onlayn kreditlash va masofaviy identifikatsiya tizimlarining kengayishi bank risklarini avtomatik baholash zaruratini

[11] Brlečić Valčić, S. (2021). An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) Approach to Business and Financial Sustainability Modelling. Journal of Business Research and Management, 29(2), p. 78.
[12] Brlečić Valčić, S. (2021). An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) Approach to Business and Financial Sustainability Modelling. Journal of Business Research and Management, 29(2), p. 84.
[13] Vlasenko, N., Vynokurova, O., & Peleshko, D. (2019). An Ensemble Neuro-Fuzzy System for Financial Markets Forecasting and Stock Price Prediction. International Journal of Computing and Information Technology, 11(4), p. 312.
[14] Vlasenko, N., Vynokurova, O., & Peleshko, D. (2019). An Ensemble Neuro-Fuzzy System for Financial Markets Forecasting and Stock Price Prediction. International Journal of Computing and Information Technology, 11(4), p. 319.

kuchaytirmoqda. Shu sababli ANFIS kabi intellektual modellar tijorat banklarida kredit xavfini aniqlash, muammoli aktivlarni prognozlash hamda moliyaviy barqarorlikni baholashda istiqbolli yechimlardan biri sifatida qaralishi mumkin.

Hozirgi vaqtda O‘zbekistonda bank risklarini baholash asosan an’anaviy moliyaviy ko‘rsatkichlar va Markaziy bank me’yorlari asosida amalga oshiriladi. Biroq katta hajmdagi moliyaviy ma’lumotlar bilan ishlash jarayonida sun’iy intellekt texnologiyalarini qo‘llash risklarni erta aniqlash va bank boshqaruvi samaradorligini oshirish imkonini beradi. Ayniqsa, problemali kreditlar ulushi, kapital yetarliligi va likvidlik ko‘rsatkichlarini kompleks tahlil qilishda neyro-loyqa tizimlardan foydalanish O‘zbekiston bank sektori uchun amaliy ahamiyat kasb etadi[15].

Kar va hammualliflar (2022) ta’kidlaganidek, sun’iy intellektni joriy etishdagi asosiy muammolardan biri malakali mutaxassislar yetishmasligi hisoblanadi. Bu holat O‘zbekiston bank sektorida ham kuzatiladi. Shu sababli bank tizimida AI texnologiyalaridan samarali foydalanish uchun nafaqat texnologik infratuzilmani rivojlantirish, balki data science, risk-analitika va moliyaviy texnologiyalar yo‘nalishida mutaxassislar tayyorlash ham muhim hisoblanadi.

Kapital yetarliligi riski

Bank faoliyatining barqarorligini ta’minlashda yetarli kapital bazasining mavjudligi muhim omillardan biri hisoblanadi. Kapital bankni kundalik faoliyat davomida yuzaga keladigan turli moliyaviy risklardan himoya qiluvchi asosiy moliyaviy xavfsizlik vositasi vazifasini bajaradi. Kapital yetarliligi bankning kutilmagan zararlarni qoplash, aktivlar qiymatining pasayishiga bardosh berish hamda ehtimoliy moliyaviy inqiroz holatlarida omonatchilar va kreditorlar manfaatlarini himoya qilish imkoniyatini ifodalaydi. Agar bank kapitali yetarli bo‘lmasa, bankning moliyaviy barqarorligi izdan chiqishi va to‘lovga qobiliyatsizlik xavfi yuzaga kelishi mumkin[16].

O‘zbekiston bank tizimida ham kapital yetarliligi ko‘rsatkichlari Markaziy bank tomonidan qat’iy nazorat qilinadi. Ayniqsa, tijorat banklarining moliyaviy barqarorligini ta’minlash maqsadida Basel standartlari asosidagi prudensial me’yorlar bosqichma-bosqich joriy etib kelinmoqda. Shu sababli kapital yetarliligi bank risklarini baholashdagi asosiy indikatorlardan biri sifatida qaraladi[17].

Bank balansining hajmi kapital yetarliligi koeffitsienti (Capital Adequacy Ratio — CAR) bilan cheklanadi. Ya’ni bank o‘z kapital imkoniyatidan ortiq darajada riskli aktivlarni shakllantira olmaydi. Mazkur tadqiqotda bank kapitalining yetarliligini baholash uchun quyidagi asosiy ko‘rsatkichlardan foydalaniladi:

Tier 1 kapital koeffitsienti

Tier 1 kapital koeffitsienti bankning asosiy kapitali bilan riskka tortilgan aktivlari o‘rtasidagi nisbatni ifodalaydi. Ushbu ko‘rsatkich bankning moliyaviy mustahkamligini baholashda muhim ahamiyatga ega. Tier 1 kapital tarkibiga oddiy aksiyalar, taqsimlanmagan foyda, oshkor qilingan zaxiralar hamda qaytarib olinmaydigan imtiyozli aksiyalar kiradi[18].

Riskka tortilgan aktivlar esa bank balansidagi barcha aktivlarning kredit riski darajasiga qarab og‘irliklangan qiymatini anglatadi. Basel qo‘mitasi tomonidan turli aktiv turlari uchun risk darajalari belgilangan bo‘lib, markaziy banklar zaruratga qarab ushbu koeffitsientlarni moslashtirishi mumkin. Masalan, naqd pul minimal riskli aktiv hisoblanganligi sababli unga nol risk darajasi beriladi, kredit operatsiyalari esa yuqoriroq riskka ega bo‘ladi.

Basel standartlariga ko‘ra, bankning Tier 1 kapital koeffitsienti kamida 8 foiz bo‘lishi talab etiladi. Ushbu ko‘rsatkichning 8 foizdan yuqori bo‘lishi bankning risk pozitsiyasi barqaror ekanligini anglatadi.

---

[15] Alimov, R. H., & Karimov, N. G. (2023). O‘zbekiston bank sektorida sun’iy intellekt va neyro-loyqa model tizimlari: muammolar va istiqbollar. "Iqtisodiyot" nashriyoti. 48-b.
[16] Rose, P. S., & Hudgins, S. C. (2019). Bank Management & Financial Services. McGraw-Hill Education. p. 482.
[17] Abdullayeva, Sh. Z. (2022). Bank risklari va ularni boshqarish: O‘zbekiston tijorat banklarida risk-menejment tahlili. "Iqtisod-Moliya" nashriyoti. 124-b.
[18] Mishkin, F. S. (2020). The Economics of Money, Banking and Financial Markets. Pearson Education. p. 296.

O‘zbekiston bank tizimida ham kapitalning yetarlilik darajasini saqlash banklar faoliyatining asosiy talablaridan biri hisoblanadi.

Kapital yetarliligi koeffitsienti

Kapital yetarliligi koeffitsienti bankning o‘z vaqtida majburiyatlarini bajarish hamda kredit, operatsion va boshqa risklarni qoplash imkoniyatini ifodalovchi asosiy moliyaviy indikatorlardan biridir. Ushbu ko‘rsatkich bank faoliyatida yuzaga kelishi mumkin bo‘lgan zararlarni qoplash uchun “moliyaviy himoya yostig‘i” vazifasini bajaradi va omonatchilar hamda investorlar manfaatlarini himoya qiladi.

Mazkur koeffitsientni hisoblashda kapital ikki qismga ajratiladi:

- Tier 1 kapital — bank faoliyati davomida zararlarni qoplash imkonini beruvchi asosiy kapital;
- Tier 2 kapital — bank tugatilishi yoki faoliyati to‘xtatilishi holatlarida zararlarni qoplash uchun mo‘ljallangan qo‘shimcha kapital.

Basel standartlariga muvofiq kapital yetarliligi koeffitsientining minimal darajasi 12 foiz etib belgilangan. O‘zbekiston Respublikasi Markaziy banki ham tijorat banklari uchun kapital yetarliligi bo‘yicha prudensial talablarni joriy etgan bo‘lib, bu banklarning moliyaviy barqarorligini mustahkamlashga xizmat qiladi.

Common Equity Tier 1

Common Equity Tier 1 Capital (CET1) bank kapitalining eng yuqori sifatli qismi hisoblanadi. Ushbu kapital turi bankning doimiy va cheklanmagan moliyaviy resurslarini ifodalaydi hamda yuzaga keladigan zararlarni qoplash uchun erkin foydalanilishi mumkin bo‘lgan mablag‘lardan tashkil topadi.

CET1 tarkibiga oddiy aksiyalar, taqsimlanmagan foyda, zaxira fondlari hamda ayrim chegirmalardan keyingi kapital elementlari kiradi. Ushbu ko‘rsatkich bankning real moliyaviy barqarorligini aks ettiruvchi eng muhim indikatorlardan biri sifatida baholanadi.

Basel standartlariga ko‘ra, CET1 darajasi kamida 10 foiz bo‘lishi tavsiya etiladi. O‘zbekiston bank tizimida ham so‘nggi yillarda bank kapitalining sifati va barqarorligini oshirish maqsadida ushbu ko‘rsatkichlarga alohida e’tibor qaratilmoqda. Ayniqsa, davlat ulushi mavjud tijorat banklarini transformatsiya qilish jarayonida kapital sifati va risklarni boshqarish masalalari ustuvor yo‘nalishlardan biri bo‘lib qolmoqda.

Bank tizimi barqaror faoliyat yuritishi uchun yetarli kapital zaxirasiga ega bo‘lishi muhim hisoblanadi. Kapital bankning moliyaviy xavfsizlik yostig‘i sifatida xizmat qilib, kredit riski, operatsion risk hamda bozor risklari natijasida yuzaga kelishi mumkin bo‘lgan zararlarni qoplash imkonini beradi. Ayniqsa, iqtisodiy beqarorlik yoki moliyaviy inqiroz sharoitida bank kapitalining yetarli darajada shakllantirilganligi omonatchilar mablag‘larini himoya qilishda muhim rol o‘ynaydi[19].

So‘nggi yillarda O‘zbekiston bank tizimida kapital yetarliligini oshirish masalasi bank islohotlarining asosiy yo‘nalishlaridan biriga aylandi. Xususan, davlat ulushi yuqori bo‘lgan tijorat banklarini transformatsiya qilish jarayonida kapital barqarorligini mustahkamlash, xalqaro prudensial standartlarni joriy etish hamda risklarni boshqarish tizimini takomillashtirishga alohida e’tibor qaratilmoqda. Markaziy bank tomonidan Basel III tamoyillariga mos prudensial talablarning bosqichma-bosqich joriy qilinishi banklarning moliyaviy barqarorligini oshirishga xizmat qilmoqda.

Bank faoliyatida kapital hajmi kapital yetarliligi koeffitsienti (Capital Adequacy Ratio — CAR) orqali nazorat qilinadi. Mazkur ko‘rsatkich bankning riskka tortilgan aktivlariga nisbatan kapital darajasini ifodalaydi va bankning potensial zararlarni qoplash imkoniyatini baholashga yordam beradi. Tadqiqot doirasida kapital yetarliligini aniqlash uchun quyidagi asosiy moliyaviy indikatorlardan foydalaniladi.

Tier 1 kapital koeffitsienti bankning asosiy kapitali bilan riskka tortilgan aktivlari o‘rtasidagi nisbatni anglatadi. Ushbu ko‘rsatkich bankning moliyaviy mustahkamligi va risklarga bardoshliligini ifodalovchi asosiy indikatorlardan biri hisoblanadi. Tier 1 kapital tarkibiga oddiy aksiyalar, taqsimlanmagan foyda hamda bankning doimiy moliyaviy resurslari kiradi.

[19] Hull, J. C. (2023). Risk Management and Financial Institutions. John Wiley & Sons. p. 342.

Riskka tortilgan aktivlar esa bank aktivlarining risk darajasiga qarab baholangan qiymatini ifodalaydi. Masalan, naqd pul minimal riskli aktiv hisoblanganligi sababli past risk koeffitsientiga ega bo‘lsa, kredit portfeli yuqori riskli aktiv sifatida baholanadi.

Basel talablariga ko‘ra, Tier 1 kapital darajasi kamida 8 foiz bo‘lishi lozim. O‘zbekiston tijorat banklari faoliyatida ham ushbu ko‘rsatkich bank barqarorligini baholashdagi asosiy mezonlardan biri sifatida qo‘llaniladi.

Likvidlik riski

Likvidlik bankning o‘z moliyaviy majburiyatlarini belgilangan muddatda va ortiqcha zarar ko‘rmasdan bajarish qobiliyatini anglatadi[20]. Bank faoliyatida likvidlikning yetarli darajada bo‘lishi mijozlar oldidagi to‘lovlarni o‘z vaqtida amalga oshirish, omonatchilar mablag‘larini qaytarish hamda kredit operatsiyalarini uzluksiz davom ettirish uchun muhim hisoblanadi. Agar bank likvid mablag‘larni samarali boshqara olmasa, bu holat uning to‘lovga qobiliyatiga salbiy ta’sir ko‘rsatishi mumkin.

O‘zbekiston bank tizimida ham likvidlik riskini boshqarish Markaziy bank prudensial nazoratining asosiy yo‘nalishlaridan biri hisoblanadi. Ayniqsa, so‘nggi yillarda raqamli bank xizmatlari va onlayn to‘lov tizimlarining kengayishi banklardan yuqori darajadagi likvidlik boshqaruvini talab qilmoqda. Chunki mijozlarning real vaqt rejimida amalga oshiradigan operatsiyalari banklarning qisqa muddatli moliyaviy barqarorligiga bevosita ta’sir qiladi.

Bank tizimida fraksion rezervlash amaliyoti qo‘llanilishi sababli banklar barcha depozit mablag‘larini bir vaqtning o‘zida naqd shaklda saqlamaydi. Mablag‘larning asosiy qismi kreditlar va boshqa aktivlarga joylashtiriladi. Shu sababli likvidlik riskini noto‘g‘ri boshqarish bank likvidlik inqiroziga, ayrim hollarda esa omonatchilar orasida ishonchsizlik paydo bo‘lishiga olib kelishi mumkin.

Mazkur tadqiqotda bank likvidligini baholash uchun quyidagi asosiy ko‘rsatkichlardan foydalaniladi.

Net kreditlar / umumiy aktivlar nisbati

Ushbu ko‘rsatkich bank aktivlarining qanchalik qismi kreditlarga yo‘naltirilganligini ifodalaydi. Ko‘rsatkichning yuqori bo‘lishi bank aktivlarining katta qismi nisbatan kam likvid aktivlarga joylashtirilganligini bildiradi. Natijada bankning qisqa muddatli to‘lovlarni bajarish imkoniyati pasayishi mumkin.

Agar kreditlar va depozitlar nisbati juda past bo‘lsa, bu bankda ortiqcha likvidlik mavjudligini va mablag‘lardan yetarli darajada samarali foydalanilmayotganligini ko‘rsatadi. Aksincha, ko‘rsatkichning haddan tashqari yuqori bo‘lishi depozitlar bo‘yicha talablarni qondirish uchun ayrim kredit aktivlarini zarar bilan sotish xavfini yuzaga keltiradi.

O‘zbekiston tijorat banklari faoliyatida kredit portfelining tez sur’atlarda o‘sishi likvidlik riskini boshqarish masalasini yanada dolzarb qilmoqda. Shu sababli kredit va aktivlar tarkibini muvozanatli boshqarish bank barqarorligining muhim omili hisoblanadi.

Net kreditlar / umumiy depozitlar nisbati (Loan/Dep)

Mazkur ko‘rsatkich bank depozitlarining qanchalik qismi kreditlarga yo‘naltirilganligini ifodalaydi va bank likvidlik darajasini baholashda keng qo‘llaniladi. Ko‘rsatkichning yuqori bo‘lishi bank depozit mablag‘larining katta qismi nisbatan likvid bo‘lmagan aktivlarga bog‘lanib qolganligini bildiradi. Bu esa likvidlik darajasining pasayishi va riskning ortishini anglatadi.

O‘zbekiston bank amaliyotida ham kreditlash hajmining ortishi bilan bir qatorda depozit bazasining barqarorligini ta’minlash muhim vazifalardan biri bo‘lib qolmoqda. Ayniqsa, uzoq muddatli kreditlar ulushining oshishi banklardan likvidlik riskini yanada ehtiyotkorlik bilan boshqarishni talab qiladi.

Daromadlilik sifati ko‘rsatkichlari bankning xarajatlarga nisbatan foyda olish qobiliyatini baholash uchun qo‘llaniladi. Ushbu ko‘rsatkichlar bank faoliyatining umumiy samaradorligini, investitsion qarorlar sifatini hamda moliyaviy resurslardan foydalanish darajasini aks ettiradi. Daromadlilik sifati

[20] Chen, Y. (2022). Liquidity Risk Management and Bank Financial Stability: Evidence from Modern Banking Systems. Journal of Banking & Finance, Vol. 138, p. 106421.

bankning moliyaviy barqarorligi va uzoq muddatli rivojlanish imkoniyatlarini aniqlashda muhim ahamiyatga ega[21].

O‘zbekiston bank sektorida raqobat muhitining kuchayishi, kredit bozori hajmining kengayishi hamda raqamli bank xizmatlarining rivojlanishi banklarning daromadlilik ko‘rsatkichlariga bevosita ta’sir ko‘rsatmoqda. Shu sababli tijorat banklari uchun foydalilik va risk o‘rtasidagi muvozanatni saqlash dolzarb masalalardan biri hisoblanadi.

Banklarning asosiy faoliyati depozitlarni jalb qilish va kredit ajratishdan iborat bo‘lganligi sababli sof foiz marjasi bank samaradorligini baholovchi eng muhim ko‘rsatkichlardan biri hisoblanadi. Ushbu ko‘rsatkich bank tomonidan kreditlardan olinadigan foiz daromadlari bilan depozitlar bo‘yicha to‘lanadigan foiz xarajatlari o‘rtasidagi farqni ifodalaydi[22].

Bank boshqaruvi sof foiz marjasining barqaror darajada saqlanishiga intilishi kerak, chunki ushbu ko‘rsatkich foiz stavkalari o‘zgarishiga nisbatan bankning sezgirligini ham aks ettiradi. Yuqori va ijobiy NIM ko‘rsatkichi bank kredit siyosatining samarali tashkil etilganligini hamda kreditlardan foiz to‘lovlarining o‘z vaqtida qaytarilayotganligini bildiradi.

O‘zbekiston bank tizimida kredit portfeli hajmining ortishi va foiz siyosatidagi o‘zgarishlar NIM ko‘rsatkichining bank foydaliligiga ta’sirini kuchaytirmoqda. Ayniqsa, Markaziy bankning qayta moliyalash stavkasidagi o‘zgarishlar banklarning foiz marjasiga sezilarli ta’sir ko‘rsatadi.

Moliyaviy risk ko‘rsatkichi (LEV)

Moliyaviy risk ko‘rsatkichi bank kapitali va moliyalashtirish manbalari bilan bog‘liq risk darajasini ifodalaydi. Agar bank faoliyatida qarz mablag‘lari ulushi yuqori bo‘lsa, leverage darajasi ortadi va bu yuqori moliyaviy risk mavjudligini bildiradi. Aksincha, aktivlarga nisbatan o‘z mablag‘lari ulushining yuqori bo‘lishi bankning moliyaviy barqarorligini oshiradi hamda ichki moliyaviy manbalar hisobidan daromad olish imkoniyatini kengaytiradi.

Mazkur ko‘rsatkich moliyaviy risk darajasi bilan to‘g‘ridan-to‘g‘ri bog‘liq bo‘lib, leverage ortishi bankning moliyaviy xavfini kuchaytiradi. O‘zbekiston bank sektorida ham kapital tarkibini optimallashtirish va tashqi qarzga haddan tashqari bog‘liqlikni kamaytirish bank risklarini boshqarishning muhim yo‘nalishlaridan biri hisoblanadi.

Tadqiqot ma’lumotlari va metodologiyasi

Mazkur tadqiqotda bank risklarini baholash uchun Fors ko‘rfazi hamkorlik kengashi (Gulf Cooperation Council — GCC) davlatlarida faoliyat yurituvchi tijorat banklari ma’lumotlaridan foydalanilgan. Tadqiqot ma’lumotlari 2016–2020-yillar oralig‘ini qamrab oladi. Ikkilamchi ma’lumotlar manbasi sifatida banklarning moliyaviy hisobotlari, yillik hisobotlari, DataStream platformasi hamda banklarning rasmiy veb-saytlarida e’lon qilingan moliyaviy ko‘rsatkichlardan foydalanilgan[23].

Mazkur yondashuv O‘zbekiston bank tizimi uchun ham dolzarb hisoblanadi. Chunki so‘nggi yillarda mamlakat bank sektorida raqamlashtirish jarayonlari jadallashib, moliyaviy ma’lumotlar hajmi sezilarli darajada oshmoqda. Bu esa bank risklarini an’anaviy usullar orqali baholash bilan bir qatorda sun’iy intellekt va mashinali o‘qitish texnologiyalaridan foydalanish zaruratini kuchaytirmoqda. Ayniqsa, tijorat banklari faoliyatida kredit portfelining kengayishi, muammoli kreditlar ulushi va likvidlik bilan bog‘liq xavflarning ortishi risklarni avtomatlashtirilgan tahlil qilish tizimlarini joriy etishni talab qilmoqda.

Bostrom (2014) ta’kidlaganidek, to‘liq sun’iy intellekt tizimi ma’lumotlarni aniqlash, tekshirish va ular asosida mustaqil qaror qabul qilish jarayonlarini avtomatlashtirishi kerak. Biroq amaliyotda ko‘plab

[21] Golin, J., & Delhaise, P. (2020). The Bank Credit Analysis Handbook: A Guide for Analysts, Bankers and Investors. John Wiley & Sons. p. 284.
[22] Koch, T. W., & MacDonald, S. S. (2020). Bank Management. Cengage Learning. p. 154.
[23] Al-Khouri, R., & Al-Awadhi, A. (2022). Empirical Assessment of Financial Risks in the Gulf Cooperation Council (GCC) Banking Sector: Evidence from the 2016–2020 Period. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 78, p. 101564.

“sun’iy intellekt” tizimlari aslida mashinali o‘qitish (Machine Learning — ML) texnologiyalariga asoslanadi. ML tizimlarida ma’lumotlarni tanlash va dastlabki tahlil qilish jarayonida inson omili saqlanib qoladi, yakuniy qarorlar esa mutaxassislar tomonidan shakllantiriladi[24].

Shu sababli ushbu tadqiqotda sof sun’iy intellekt tizimidan ko‘ra mashinali o‘qitish metodlariga asoslangan yondashuv qo‘llaniladi. Tadqiqot davomida turli bank risklarini baholash ko‘rsatkichlarining aniqligi tahlil qilinadi, umumiy risk indeksi shakllantiriladi hamda bank risklarini prognoz qilish uchun model ishlab chiqiladi. Ushbu yondashuv O‘zbekiston tijorat banklarida risklarni erta aniqlash va moliyaviy barqarorlik monitoringini takomillashtirishda amaliy ahamiyat kasb etishi mumkin.

So‘nggi ilmiy tadqiqotlar shuni ko‘rsatadiki, Decision Tree (DT), Support Vector Machine (SVM), Genetic Algorithm (GA) va Artificial Neural Networks (ANN) kabi zamonaviy sun’iy intellekt metodlari kredit risklarini baholashda an’anaviy statistik modellar va optimallashtirish usullariga nisbatan samaraliroq natija beradi. Statistik metodlardan farqli ravishda, AI texnologiyalari ma’lumotlarning ma’lum taqsimot qonuniyatiga bo‘ysunishini talab qilmaydi. Bundan tashqari, ushbu modellar o‘quv ma’lumotlari asosida mustaqil ravishda bilim hosil qilish imkoniyatiga ega[25].

Ilmiy adabiyotlar tahliliga ko‘ra, sun’iy intellekt metodlari ayniqsa nochiziqli (nonlinear) moliyaviy bog‘liqliklarni aniqlash va korporativ kredit risklarini baholashda an’anaviy statistik usullardan ustun hisoblanadi. Shu sababli bank risklarini kompleks baholashda neyron tarmoqlar va neyro-loyqa tizimlardan foydalanish samarali yechimlardan biri sifatida qaralmoqda.

Ma’lumotlar bazasi (Dataset)

Tadqiqot doirasida Fors ko‘rfazi hududida faoliyat yurituvchi 45 ta tijorat bankining 10 ta asosiy moliyaviy ko‘rsatkichlari yig‘ilgan. Ma’lumotlar 5 yillik davrni qamrab olgan bo‘lib, natijada jami 223 ta kuzatuvdan iborat “Gulf Banks” ma’lumotlar bazasi shakllantirilgan.

Mazkur tadqiqot metodologiyasini O‘zbekiston bank tizimiga moslashtirish imkoniyati ham mavjud. Xususan, O‘zbekiston tijorat banklarining moliyaviy hisobotlari, Markaziy bank statistik ma’lumotlari hamda banklarning ochiq moliyaviy ko‘rsatkichlari asosida shunga o‘xshash ma’lumotlar bazasini shakllantirish mumkin. Bu esa mahalliy banklar uchun risk indekslarini ishlab chiqish va sun’iy intellekt asosida risk monitoring tizimlarini yaratishga xizmat qiladi.

Kritik risk ko‘rsatkichlari va Mahalanobis masofasi asosidagi risk indeksi

Mazkur tadqiqotda banklarning moliyaviy barqarorligini baholash maqsadida Basel kelishuvlari hamda Fors ko‘rfazi davlatlari markaziy banklari tomonidan belgilangan minimal va maksimal prudensial me’yorlar asosida maxsus ko‘p o‘lchovli risk nuqtasi shakllantirilgan. Ushbu nuqta bank faoliyatining minimal xavfsiz darajasini ifodalovchi asosiy moliyaviy ko‘rsatkichlardan tashkil topgan bo‘lib, tadqiqotda “kritik risk ko‘rsatkichlari” (Critical Risk Ratios — CRR) deb nomlangan[26].

CRR bank faoliyatining minimal xavfsizlik chegarasini anglatadi. Ya’ni bank ushbu me’yorlardan past ko‘rsatkichlarga ega bo‘lsa, uning moliyaviy barqarorligi izdan chiqishi va to‘lovga qobiliyatsizlik xavfi ortishi mumkin. Bankning moliyaviy holati qanchalik yaxshi bo‘lsa, uning real moliyaviy ko‘rsatkichlari CRR nuqtasidan shunchalik uzoqlashadi. Demak, CRR nuqtasidan uzoqroq joylashgan banklar nisbatan past riskli va moliyaviy jihatdan barqaror banklar sifatida baholanadi.

Tahlil va natijalar

Mazkur yondashuv O‘zbekiston bank tizimi uchun ham muhim amaliy ahamiyatga ega bo‘lishi mumkin. Chunki hozirgi vaqtda tijorat banklari faoliyati asosan alohida prudensial normativlar orqali

[24] Bostrom, N. (2014). Superintelligence: Paths, Dangers, Strategies. Oxford University Press. p. 38.
[25] Khandani, A. E., Kim, A. J., & Lo, A. W. (2020). Consumer credit risk models via machine-learning algorithms. Journal of Banking & Finance, Vol. 115, p. 105813.
[26] Al-Musali, M. A., & Ismail, K. N. (2021). Financial Soundness Indicators and Basel Prudential Frameworks: Empirical Evidence from GCC Commercial Banks. International Journal of Financial Analysis, 15(2), p. 94.

nazorat qilinmoqda. Biroq bankning umumiy risk darajasini yagona integral indeks asosida baholash tizimi yetarlicha rivojlanmagan. Mahalanobis masofasi asosidagi risk indeksi O‘zbekiston tijorat banklarining moliyaviy barqarorligini kompleks baholash va muammoli banklarni erta aniqlash imkonini berishi mumkin[27].

Tadqiqotda kritik nuqta sifatida foydalanilgan asosiy moliyaviy ko‘rsatkichlarning tavsiya etilgan qiymatlari quyidagicha belgilangan:

- Tier 1 — minimum 8,5%;
- CAR — minimum 10,5%;
- CET1 — minimum 7%;
- Provisional Loans — maksimum 2,5%;
- Non-Performing Loans — maksimum 5,6%;
- Loans to Total Assets — maksimum 70%;
- Deposit Loans — maksimum 85%;
- Equity Leverage — minimum 3,5%;
- Net Interest Margin — minimum 0%;
- Cost Income Ratio — maksimum 50%.

Mazkur tadqiqotda banklarning risk reyting indeksini (Risk Ranking Index — RRI) aniqlash uchun Mahalanobis masofasi (Mahalanobis Distance — MD) metodidan foydalanilgan. Ushbu metod ilk bor Mahalanobis (1936) tomonidan taklif etilgan bo‘lib, u ko‘p o‘lchovli nuqta bilan ma’lumotlar taqsimoti o‘rtasidagi masofani aniqlash imkonini beradi.

Mahalanobis masofasi oddiy Evklid masofasidan farqli ravishda:

- ma’lumotlar o‘rtasidagi korrelyatsiyani hisobga oladi;
- o‘lchov birliklariga bog‘liq emas;
- ko‘p o‘lchovli moliyaviy ko‘rsatkichlarni kompleks baholash imkonini beradi;
- anomal yoki riskli holatlarni aniqlashda samarali hisoblanadi.

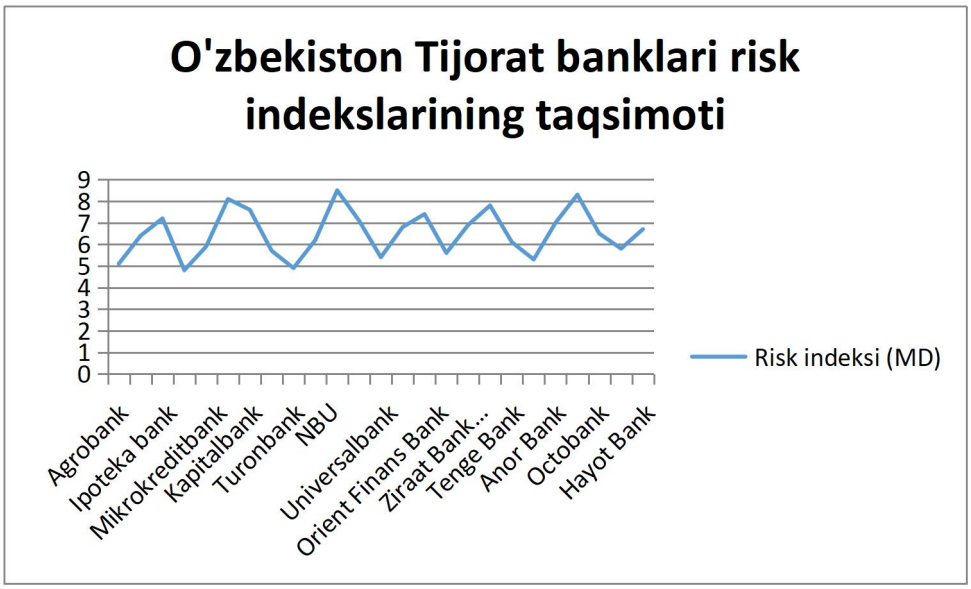
Tadqiqotda har bir bank uchun Risk Ranking Index bankning moliyaviy ko‘rsatkichlari nuqtasi bilan CRR nuqtasi o‘rtasidagi Mahalanobis masofasi orqali hisoblangan. Agar bankning MD qiymati yuqori bo‘lsa, bu uning kritik risk chegarasidan uzoqda ekanligini va moliyaviy holati nisbatan barqarorligini anglatadi.

Shuningdek, banklarning risk darajasini baholashda statistik ishonchlilik darajasi ham qo‘llanilgan. Masalan, 95 foizlik ishonchlilik chegarasi asosida kritik nuqtadan sezilarli uzoqlashgan banklar “outlier” sifatida baholanib, moliyaviy jihatdan xavfsiz banklar qatoriga kiritilgan.

Mazkur metodologiya O‘zbekiston bank tizimida ham risk monitoringini avtomatlashtirish, muammoli kreditlar ulushining oshishini oldindan prognoz qilish hamda Markaziy bank nazorat tizimini takomillashtirish uchun samarali analitik vosita bo‘lishi mumkin. Ayniqsa, sun’iy intellekt va mashinali o‘qitish texnologiyalarini bank nazorati tizimiga integratsiya qilish jarayonida Mahalanobis masofasi asosidagi risk indekslari muhim amaliy ahamiyat kasb etadi.

[27] Vasilev, S. A., & Popova, E. V. (2022). Multivariate Financial Risk Assessment and Early Warning Systems in Banking: The Application of Mahalanobis Distance. Journal of Risk and Financial Management, 15(4), p. 178.

1-rasm.



1-rasmda O‘zbekiston tijorat banklari risk indekslarining Mahalanobis masofasi asosidagi taqsimoti keltirilgan. Grafik natijalari banklarning moliyaviy ko‘rsatkichlari kritik risk chegarasiga nisbatan turlicha joylashganligini ko‘rsatadi. Kuzatuvlarning asosiy qismi o‘rta va yuqori qiymatlar oralig‘ida jamlangan bo‘lib, bu banklarning aksariyati prudensial me’yorlar doirasida faoliyat yuritayotganligini anglatadi.

Mahalanobis masofasi qiymatining yuqori bo‘lishi bankning moliyaviy barqarorligi nisbatan yuqori ekanligini va risk darajasining pastligini bildiradi. Aksincha, past qiymatlar bank faoliyatida likvidlik, kapital yetarliligi yoki kredit sifati bilan bog‘liq xavflar mavjud bo‘lishi mumkinligini ko‘rsatadi.

Mazkur tahlil banklarning umumiy risk holatini kompleks baholash, muammoli banklarni erta aniqlash hamda bank nazorati tizimida sun’iy intellekt asosidagi analitik yondashuvlardan foydalanish imkoniyatlarini namoyon etadi.

Moliyaviy ko‘rsatkich	Kritik me’yor	Barqaror bank namunasi (Risk indeksi: 8.74)	Risk darajasi yuqori bank namunasi (Risk indeksi: 4.18)
Tier 1 kapitali	Min: 8.5	17.2	13.1
CAR	Min: 10.5	18.4	14.2
CET1	Min: 7.0	14.8	11.3
Muammoli kreditlar zaxirasi	Max: 2.5	1.4	3.1
NPL darajasi	Max: 5.6	4.2	7.4
Kreditlar / Aktivlar	Max: 70.0	61.5	83.7
Kreditlar / Depozitlar	Max: 85.0	76.3	95.4
Leverage koeffitsienti	Min: 3.5	46.8	10.9

Sof foiz marjasi (NIM)	Min: 0	3.6	1.2
Xarajatlar / Daromadlar	Max: 50.0	31.7	47.9

Tadqiqot doirasida ishlab chiqilgan kompleks baholash modeli asosida O‘zbekiston bank tizimidagi ikki xil turdagi — shartli ravishda "Barqaror bank namunasi" hamda "Risk darajasi yuqori bank namunasi" guruhlarining moliyaviy barqarorlik va risk ko‘rsatkichlari qiyosiy tahlil qilindi. Model natijalariga ko‘ra, birinchi guruh bankining integral risk indeksi 8.74 ballni (yuqori barqarorlik), ikkinchi guruh bankining ko‘rsatkichi esa 4.18 ballni (yuqori risk) tashkil etdi.

1. Kapital yetarliligi ko‘rsatkichlari tahlili

Kapital yetarliligi bankning kutilmagan zararlarni qoplash qobiliyatini belgilovchi bosh mezon hisoblanadi. O‘zbekiston Respublikasi Markaziy banki va xalqaro Bazel III standartlari bo‘yicha belgilangan kritik me’yorlarga nisbatan har ikkala bank ham minimal talablarni bajargan:

- Tier 1 kapitali: Kritik me’yor minimal 8.5% etib belgilangan bo‘lsa-da, barqaror bankda bu ko‘rsatkich 17.2% ni, risk darajasi yuqori bankda esa 13.1% ni tashkil etgan.
- CAR (Kapital adekvatligi koeffitsiyenti): Barqaror bankda 18.4% lik yuqori himoya buferi mavjud bo‘lib, riskli bankda bu ko‘rsatkich me’yorga (Min: 10.5%) yaqinroq, ya’ni 14.2% ga teng bo‘lgan.
- Leverage koeffitsiyenti: Bu ko‘rsatkich bo‘yicha keskin farq kuzatiladi. Barqaror bankda leveraj 46.8% ni tashkil etib, minimal me’yordan (3.5%) bir necha barobar yuqori va barqaror balans tuzilmasidan dalolat beradi. Risk darajasi yuqori bankda esa bu ko‘rsatkich 10.9% gacha pasaygan.

2. Kredit riski va aktivlar sifati (NPL va Zaxiralar)

Kredit riski segmentida ikki bank o‘rtasidagi eng xavfli tafovutlar namoyon bo‘ladi:

- NPL darajasi (Muammoli kreditlar ulushi): Belgingan maksimal kritik me’yor 5.6% bo‘lgani holda, risk darajasi yuqori bankda muammoli kreditlar ulushi 7.4% ga yetgan va kritik chegaradan keskin oshib ketgan. Barqaror bankda esa bu ko‘rsatkich xavfsiz hududda — 4.2% ni tashkil etadi.
- Muammoli kreditlar zaxirasi: Riskli bankda NPL ortishi bilan birga unga ajratilgan zaxiralar miqdori ham 3.1% ni tashkil etib, maksimal kritik me’yordan (2.5%) yuqorilab ketgan. Bu holat bankning sof foydasiga to‘g‘ridan-to‘g‘ri salbiy bosim olib keladi. Barqaror bankda esa zaxiralar optimal darajada (1.4%) saqlangan.

3. Likvidlik va transformatsiya risklari

Bankning resurs bazasini joylashtirish samaradorligi va likvidlik darajasi "Kreditlar / Aktivlar" hamda "Kreditlar / Depozitlar" koeffitsiyentlari orqali baholandi:

- Kreditlar / Aktivlar: Maksimal me’yor 70.0% etib olingan sharoitda, riskli bank aktivlarining 83.7% qismini kreditlar sifatida joylashtirgan. Bu bank likvidligining o‘ta qaltis ekanligini ko‘rsatadi. Barqaror bankda esa ko‘rsatkich 61.5% ni tashkil etib, likvidlik buferi saqlanganini ko‘rsatadi.
- Kreditlar / Depozitlar: Riskli bankda ushbu koeffitsiyent 95.4% ga yetgan (Kritik me’yor — Max: 85.0%). Bu shundan dalolat beradiki, bank jalb qilingan har 100 so‘m depozitning deyarli 95 so‘mini kreditga yo‘naltirgan, bu esa omonatchilar oldidagi majburiyatlarni bajarishda keskin likvidlik inqirozini keltirib chiqarishi mumkin. Barqaror bank esa ushbu muvozanatni 76.3% darajasida saqlab turibdi.

4. Rentabellik va operatsion samaradorlik

- Sof foiz marjasi (NIM): Barqaror bankda marja 3.6% ni tashkil etgan bo‘lsa, riskli bankda foizli xarajatlarning yuqoriligi sababli NIM 1.2% gacha tushib ketgan.

- Xarajatlar / Daromadlar (CIR): Operatsion samaradorlik ko‘rsatkichi riskli bankda 47.9% ni tashkil etib, kritik me’yorga (Max: 50.0%) xavfli darajada yaqinlashgan. Barqaror bankda esa xarajatlarning optimallashuvi (31.7%) hisobiga yuqori rentabellik ta’minlangan.

XULOSA

Ushbu tadqiqotda bugungi global moliya bozoridagi murakkab iqtisodiy sharoitlar va raqamli transformatsiya jarayonlarida bank tizimi barqarorligini ta’minlash, ehtimoliy risklarni kompleks va erta baholash mexanizmlari ilmiy-amaliy jihatdan tadqiq etildi. An’anaviy statistik yondashuvlardan farqli olaroq, tadqiqot doirasida bank risklarini yagona tizim sifatida integratsiya qiluvchi zamonaviy intellektual modellar kombinatsiyasi — Mahalanobis masofasi (MD) hamda Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) modellari muvaffaqiyatli tatbiq etildi.

Tadqiqotning amaliy natijalariga ko‘ra quyidagi muhim ilmiy xulosalarga erishildi:

1. Risklarni reytinglash tizimining samaradorligi: 2016–2020-yillarda faoliyat yuritgan 45 ta tijorat bankining ko‘p o‘lchovli moliyaviy ko‘rsatkichlari asosida hisoblangan Mahalanobis masofasi qiymatlari mos ravishda 4.82, 4.28 va 4.0 chegaralaridan yuqori bo‘lganda, bankning barqarorlik holati 99%, 95% va 90% ishonchlilik darajasida aniq tasniflanishi isbotlandi. Bu esa risk ko‘rsatkichlarining me’yoriy talablardan og‘ish darajasini aniq o‘lchash imkonini beradi.

2. Asosiy risk drayverlarining aniqlanishi: ANFIS modeli tahlillari orqali banklarning umumiy risk darajasiga va moliyaviy barqarorligiga eng kuchli ta’sir ko‘rsatuvchi omil sof foiz marjasi (Net Interest Margin — NIM) ekanligi aniqlandi. Shuningdek, kapital barqarorligini ta’minlovchi Kapital yetarliligi koeffitsienti (CAR), Common Equity Tier 1 (CET1) hamda Tier 1 Equity ko‘rsatkichlari ham bank tizimi xavfsizligida hal qiluvchi ahamiyat kasb etishi matematik modellar orqali tasdiqlandi.

3. O‘zbekiston bank tizimi uchun amaliy takliflar: O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining bank tizimini isloh qilish va sun’iy intellekt texnologiyalarini joriy etishga oid strategik qaror va farmonlari ijrosini ta’minlash doirasida mazkur neyro-loyqa (Neuro-Fuzzy) yondashuvi muhim amaliy vosita bo‘la oladi. Milliy bank tizimida an’anaviy me’yoriy tahlil usullarini (Markaziy bank prudensial me’yorlari) ushbu intellektual modellar bilan boyitish — kredit defoltlari, likvidlik tanqisligi va operatsion inqirozlarni erta bosqichda prognoz qilish imkonini beradi.

Kelgusidagi tadqiqotlar yo‘nalishi: Mazkur modelni kelajakda O‘zbekistonning mahalliy tijorat banklari ma’lumotlari (shu jumladan, problemali kreditlar (NPL) va raqamli bank xizmatlari dinamikasi) asosida yanada kalibrlash hamda AI modellaridagi qaror qabul qilish shaffofligini oshirish ("black box" muammosini bartaraf etish) tadqiqotning mantiqiy davomi bo‘lib xizmat qiladi.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR (REFERENCES)

1. O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2020-yil 12-maydagi "2020–2025-yillarga mo‘ljallangan O‘zbekiston Respublikasining bank tizimini isloh qilish strategiyasi to‘g‘risida"gi PF-5992-sonli Farmoni.
2. O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2021-yil 17-fevraldagi "Sun’iy intellekt texnologiyalarini joriy etish bo‘yicha shart-sharoitlar yaratishga doir kelgusi chora-tadbirlar to‘g‘risida"gi PQ-4996-sonli qarori.
3. Aly, M., et al. (2022). Evaluating traditional and non-traditional methodologies for corporate bankruptcy prediction. *Journal of Financial Stability*, 58, 100-112.
4. Brlečić Valčić, S. (2021). Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) as a tool for business and financial analysis: Cost structure and sustainability. *Expert Systems with Applications*, 174, 114-125.
5. González, F., et al. (2021). A one-step Bayesian approach to analyze the effect of inefficiency on the time-to-failure of US commercial banks. *Journal of Banking & Finance*, 124, 106-118.

6. Hajek, P., & Prochazka, O. (2018). Interval-Valued Fuzzy Cognitive Maps for predicting corporate financial distress. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 26(5), 2915-2928.
7. Himeur, J., et al. (2022). Artificial intelligence in finance: Challenges, barriers, and the "black box" problem. *International Journal of Information Management*, 63, 102-115.
8. Jabeur, S. B., et al. (2021). CatBoost machine learning algorithm for corporate failure prediction. *Annals of Operations Research*, 306(1), 129-145.
9. Marso, A., & El Merouani, M. (2020). Comparing Multiple Discriminant Analysis and Backpropagation Neural Network in corporate bankruptcy forecasting. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(4), 78-91.
10. Mishra, S., et al. (2021). Predicting financial distress of Indian commercial banks: A comparative study of LDA, Logistic Regression, and ANN. *Vikalpa: The Journal for Decision Makers*, 46(2), 85-97.
11. Rajab, M. G., & Sharma, A. (2018). Applications of Neuro-Fuzzy Systems in business and finance: A review (2005–2015). *Artificial Intelligence Review*, 49(3), 301-324.
12. Van Liebergen, M. J. (2017). Machine learning in the financial sector: AIM and Risk Management. *Journal of Financial Transformation*, 45, 115-124.
13. Vlasenko, I., et al. (2019). An ensemble Neuro-Fuzzy model with multidimensional Gaussian functions for stock market forecasting. *Decision Support Systems*, 122, 113-125.
14. Deloitte University Press. (2017). Artificial intelligence in risk management: Transforming the corner office. *Deloitte Insights*, 12-28.
15. MetricStream. (2018). Advanced risk analytics and machine learning in banking compliance. *MetricStream Research Report*, 45-59.
16. Oliver Wyman. (2017). The impact of artificial intelligence on risk management and regulatory compliance in financial services. *Oliver Wyman Financial Forum*, 34-48.