

SUN'IIY INTELLEKT VA EKONOMETRIK TAHLIL: CHAKANA SAVDO TARMOG'I MOLIVAVIY KO'RSATKICHLARINI PROGNOZ QILISHDA UCH REJIMLI YONDASHUV

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND ECONOMETRIC ANALYSIS: A THREE-REGIME APPROACH TO FORECASTING THE FINANCIAL PERFORMANCE OF RETAIL CHAINS

¹**Xurramov Eldor
Muzaffar o'g'li**

¹*Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti mustaqil izlanuvchisi.
ORCID: 0009-0004-9133-7641, E-mail: e.khurramov@tsue.uz*

Annotatsiya Abstract

Uzb. - Ushbu maqolada sun'iy intellekt va mashinaviy o'qitish algoritmlarining chakana savdo tarmog'i molivaviy ko'rsatkichlarini prognozlashdagi amaliy samaradorligi ekonometrik tekshiruv usullari bilan o'zaro bog'liqlikda tadqiq etilgan. Tadqiqot O'zbekistonda faoliyat yurituvchi qandolat-kafe tarmog'ining 140 ta do'koniga oid 158 715 ta do'kon-kun panel kuzatuvlari asosida amalga oshirilib, XGBoost, CatBoost va quyidagilardan GRU modellari uchta tahlil rejimida qiyosiy baholangan. Natijalar tekshiruv rejimi qat'iylashgani sari barcha modellarning R^2 ko'rsatkichlari pasayishini, XGBoost va CatBoost modellarining esa GRUga nisbatan barqarorroq natijalar namoyon etishini ko'rsatgan. Qaror egri chizig'i tahlili prognoz aniqligi cheklangan sharoitda ham modellarning boshqaruv qarorlarini qo'llab-quvvatlashdagi amaliy qiymati saqlanishini tasdiqlagan. Olingan natijalar sun'iy intellekt modellarini molivaviy amaliyotga joriy etishda qat'iy va tadqiqot maqsadiga mos ekonometrik tekshiruv metodologiyasini tanlash zarurligini ilmiy jihatdan asoslaydi.

Eng. - This article examines the practical effectiveness of artificial intelligence and machine learning algorithms in forecasting the financial performance of retail chains in relation to econometric validation methods. The study is based on 158,715 store-day panel observations from 140 outlets of a confectionery-café chain operating in Uzbekistan and comparatively evaluates XGBoost, CatBoost, and regularized GRU models across three validation regimes. The results show that the R^2 values of all models decline as the validation regime becomes more rigorous, while XGBoost and CatBoost demonstrate more stable performance than GRU. Decision Curve Analysis confirms that the models retain practical value in supporting managerial decision-making even under conditions of limited predictive accuracy. The findings provide scientific justification for selecting rigorous and research-purpose-appropriate econometric validation methodologies when implementing artificial intelligence models in financial practice.

**Kalit so'zlar:
Keywords:**

❖ *sun'iy intellekt, mashinaviy o'qitish, ekonometrik tahlil, XGBoost, CatBoost, chuqur o'qitish, qaror egri chizig'i tahlili, chakana savdo.*

❖ *artificial intelligence, machine learning, econometric analysis, XGBoost, CatBoost, deep learning, decision curve analysis, retail trade.*

Kirish.

So'nggi yillarda sun'iy intellekt va mashinaviy o'qitish algoritmlari moliyaviy ko'rsatkichlarni prognozlashda keng qo'llanilmoqda, tizimli sharhlar va moliyaviy vaqt qatorlariga oid tadqiqotlar ularning chiziqli bo'lmagan bog'liqliklarni aniqlash hamda prognoz sifatini oshirish salohiyatini ko'rsatadi [1; 2]. Chakana savdo tarmoqlarida bunday modellar do'konlarning kelgusi daromadi va rentabelligini baholash, moliyaviy jihatdan zaif obyektlarni erta aniqlash hamda resurslarni oqilona taqsimlash uchun istiqbolli vosita hisoblanadi. Biroq e'lon qilingan yuqori aniqlik ko'rsatkichlari tanlangan tekshiruv sxemasiga bog'liq bo'lib, strukturali ma'lumotlarda oddiy tasodifiy bo'lish prognoz xatosini past baholashi mumkin [3].

Xususan, panel tuzilishidagi ma'lumotlarda — ya'ni bir xil obyektlar (do'konlar) vaqt bo'yicha takroran kuzatiladigan holatlarda — o'quv va test to'plamlarini shakllantirishda obyektlar o'rtasidagi bog'liqlikni hisobga olish muhimdir. Aks holda, bir do'konning turli davrlardagi kuzatuvlari bir vaqtning o'zida o'quv va test to'plamlariga tushib, natijalarni haddan tashqari optimistik ko'rsatishi mumkin [3]. Bunday holat ma'lumotlarning sizib chiqishi (data leakage) xavfini kuchaytiradi va modelning ilgari ko'rilmagan, yangi ochilgan do'konlar uchun umumlashtirish qobiliyatini xolis baholashga to'sqinlik qiladi.

Shu bilan birga, sun'iy intellekt modelining R^2 kabi aniqlik ko'rsatkichi past bo'lishi uning amaliy boshqaruv nuqtai nazaridan mutlaqo foydasiz ekanini anglatmaydi. Model nisbiy tartiblash yoki ustuvor obyektlarni ajratish vazifasini bajarsa ham, qaror qabul qilish jarayoni uchun qiymat yaratishi mumkin. Bunday amaliy qiymatni baholashda an'anaviy aniqlik ko'rsatkichlari bilan bir qatorda Vickers va Elkin tomonidan taklif etilgan qaror egri chizig'i tahlili (Decision Curve Analysis) kabi qaror-analitik yondashuvlardan foydalanish mumkin [4].

Ushbu tadqiqotning maqsadi — chakana savdo tarmog'ining panel ma'lumotlari asosida XGBoost [5], CatBoost [6] va regulyarlashtirilgan GRU [7] modellarining daromad hamda rentabellikni prognozlash aniqligini uchta ekonometrik tekshiruv rejimida qiyosiy baholash, shuningdek qaror egri chizig'i tahlili yordamida ularning amaliy boshqaruv qiymatini aniqlashdir. Tadqiqot uchta vazifani hal qiladi: birinchidan, tekshiruv rejimi qat'iylashishi bilan modellar aniqligining o'zgarishini baholash; ikkinchidan, daraxtga asoslangan ansambl modellar va chuqur o'qitish modelining nisbiy barqarorligini taqqoslash; uchinchidan, aniqlik ko'rsatkichi cheklangan modelning boshqaruv qarorlari uchun amaliy qiymatini baholash.

Mavzuga oid adabiyotlar sharhi.

XGBoost modeli Chen va Guestrin [5], CatBoost esa Prokhorenkova va boshq. [6] tomonidan taklif etilgan bo'lib, ular tabulyar ma'lumotlarda yuqori prognoz aniqligi va hisoblash samaradorligi bilan ajralib turadigan daraxtga asoslangan ansambl usullaridir. Moliyaviy distress va bozor prognozlashiga oid so'nggi tadqiqotlarda daraxtga asoslangan hamda ansambl mashinaviy o'qitish yondashuvlarining samaradorligi qayd etilgan [8; 9; 10]. Ketma-ket ma'lumotlarni modellashtirishda LSTM arxitekturasini Hochreiter va Schmidhuber [11], GRU arxitekturasini esa Cho va boshq. [7] ishlari bilan shakllangan. Moliyaviy prognozlashda LSTMga asoslangan gibrid yondashuvlar ham ijobiy natijalarni ko'rsatgan [12].

Biroq daraxtga asoslangan modellar va chuqur o'qitish arxitekturalarining nisbiy samaradorligi ma'lumotlar tuzilishi hamda tanlangan vazifaga bog'liq. Grinsztajn va boshq. [13] keng ko'lamli tajribalar asosida kichik va o'rta hajmdagi tipik tabulyar ma'lumotlarda daraxtga asoslangan modellar chuqur o'qitish usullaridan ko'pincha ustun bo'lishini ko'rsatgan. Fozap [14] moliyaviy vaqt qatorlari bo'yicha gibrid modelni baholashda

Random Forest modelining eng yuqori xom aniqlik ko'rsatkichini qayd etib, murakkabroq arxitektura har doim ham avtomatik ravishda ustun natija bermasligini ko'rsatadi.

Panel va boshqa strukturali ma'lumotlarda tekshiruv metodologiyasini to'g'ri tanlash alohida ahamiyatga ega. Roberts va boshq. [3] vaqt, makon yoki ierarxik bog'liqlikka ega ma'lumotlarda odatiy tasodifiy kross-validatsiya prognoz xatosini jiddiy darajada past baholashi mumkinligini ko'rsatgan. Moliyaviy prognozlash tadqiqotlari ham ma'lumotlarni ajratish, modelni tekshirish va baholash mezonlarini izchil tanlash zarurligini ko'rsatadi [1; 2]. Kanász va boshq. [15] bankrotlikni prognozlashda modellarni kross-validatsiya asosida baholagan. Shu nuqtai nazardan, yangi do'konlar va kelgusi davrlar uchun bir vaqtning o'zida umumlashtirishni tekshiruvchi qat'iy do'kon-vaqt rejimi mazkur tadqiqotning metodologik xususiyatini tashkil etadi.

Prognoz modellarining amaliy qiymatini qaror-analitik nuqtai nazardan baholash Vickers va Elkin [4] tomonidan ishlab chiqilgan qaror egri chizig'i tahlili usuli bilan tizimlashtirilgan. Ushbu usul turli qaror chegaralarida modelning «sof foyda» ko'rsatkichini barcha obyektlarga chora qo'llash va hech bir obyektga chora qo'llamaslik strategiyalari bilan taqqoslash imkonini beradi. Shunga qaramay, mazkur usulning chakana savdo tarmog'ining moliyaviy monitoringi, xususan past rentabelli do'konlarni ustuvor aniqlash kontekstida qo'llanilishi yetarli darajada o'rganilmagan.

Tadqiqot metodologiyasi.

Tadqiqotda O'zbekistonda faoliyat yurituvchi qandolat-kafe tarmog'ining 140 ta do'konidan 2022–2026-yillar oralig'ida yig'ilgan 158 715 ta do'kon-kun kuzatuidan iborat panel ma'lumotlar qo'llanildi. Har ikkala moliyaviy ko'rsatkich — kunlik daromad va rentabellik darajasi — uchun 28 ta o'zgaruvchidan iborat yagona xususiyatlar

to'plami barcha modellar bo'yicha bir xil shaklda qo'llanildi. Bu yondashuv modellar o'rtasidagi taqqoslashning uslubiy xolisligini ta'minlashga xizmat qiladi.

Uchta model taqqoslandi: XGBoost [5], CatBoost [6] va regulyarlashtirilgan GRU rekurrent neyron tarmog'i [7]. Modellarning umumlashtirish qobiliyatini aniqlash uchun uchta tekshiruv rejimi ishlab chiqildi. Birinchi rejim (A) — vaqt bo'yicha bo'lish: barcha do'konlarning dastlabki davri o'quv, so'nggi davri esa test to'plami sifatida belgilandi. Ikkinchi rejim (B) — do'kon darajasidagi guruhli besh martali tekshirish: do'konlar guruhlariga ajratilib, har bir iteratsiyada ayrim do'konlar to'liq test to'plamiga chiqarildi. Uchinchi, eng qat'iy rejim (C) — birgalikdagi do'kon-vaqt bo'lish: o'quv to'plami faqat "eski" davrdagi "eski" do'konlar, test to'plami esa "yangi" davrdagi «yangi» do'konlar bilan cheklab shakllantirildi. Ushbu rejim yangi ochilgan do'konning kelajakdagi moliyaviy natijasini prognozlash vazifasiga eng yaqin amaliy sinov sifatida qabul qilindi va natijalar barqarorligini baholash uchun besh xil tasodifiy boshlang'ich qiymat bilan takrorlandi.

Modellarning prognoz sifati determinatsiya koeffitsiyenti (R^2) orqali baholandi. Bundan tashqari, amaliy boshqaruv qiymatini baholash uchun qaror egri chizig'i tahlili qo'llanildi [4]. Rentabellik darajasi namuna medianasidan past bo'lgan do'konlarni "past rentabellik" toifasiga ajratuvchi ikkilik ko'rsatkich shakllantirilib, tasnifchining sof foydasi turli qaror chegaralarida "barcha do'konlarga boshqaruv chorasi qo'llash" va "hech bir do'konga chora qo'llamaslik" strategiyalari bilan taqqoslandi.

Tahlil va natijalar muhokamasi.

1-jadval va 1-rasmda uchta model — XGBoost, CatBoost va GRU — ning daromad va rentabellik ko'rsatkichlarini prognoz qilishdagi aniqligi (R^2) uchta tahlil rejimi kesimida keltirilgan.

1-jadval

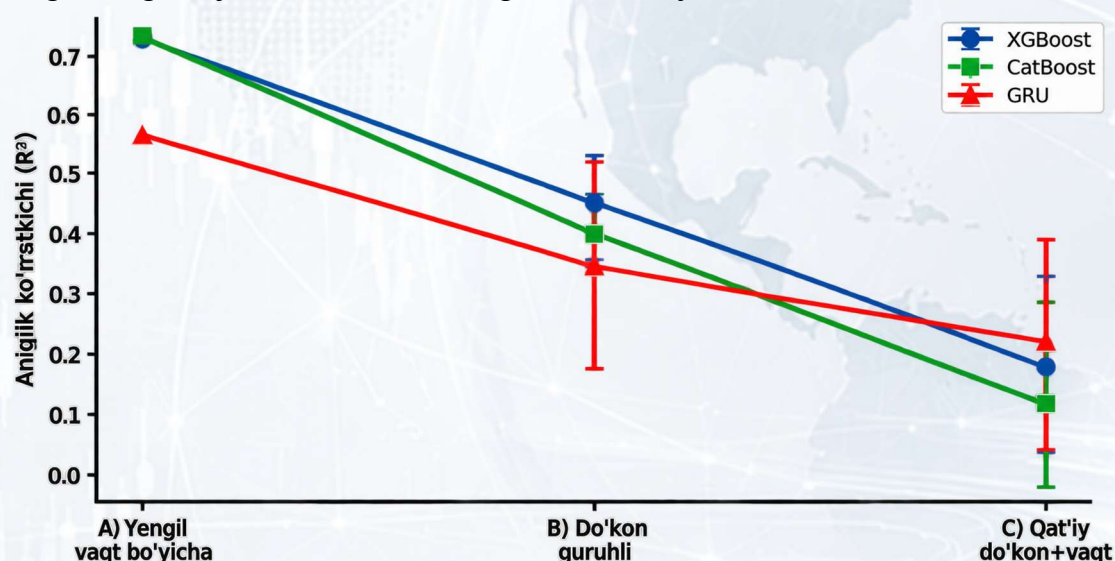
Uch tahlil rejimida modellarning aniqlik (R^2) ko'rsatkichlari

Model	A) Vaqt bo'yicha	B) Do'kon guruhli (o'rtacha $\pm$ SD)	C) Qat'iy do'kon+vaqt (o'rtacha $\pm$ SD)
XGBoost – Daromad (R^2)	0,7298	0,4445 $\pm$ 0,0862	0,1813 $\pm$ 0,1532
CatBoost – Daromad (R^2)	0,7344	0,4018 $\pm$ 0,0621	0,1249 $\pm$ 0,1570
GRU – Daromad (R^2)	0,5648	0,3465 $\pm$ 0,1708	0,2195 $\pm$ 0,1710
XGBoost – Rentabellik (R^2)	0,6240	0,1773 $\pm$ 0,2149	0,0715 $\pm$ 0,1789
CatBoost – Rentabellik (R^2)	0,6148	0,1944 $\pm$ 0,1118	0,0839 $\pm$ 0,1600
GRU – Rentabellik (R^2)	0,0397	0,0097 $\pm$ 0,0488	-0,0286 $\pm$ 0,0872

Manba: Mavzuga doir ilmiy adabiyotlar hamda rasmiy internet manbalari asosida muallif tadqiqotlariga tayangan holda ishlangan.

Jadval ma'lumotlari tekshiruv rejimi qat'iy qilinishi bilan barcha modellarning aniqlik ko'rsatkichlari sezilarli va izchil pasayishini ko'rsatadi. Daromadni prognozlashda XGBoost modelining R^2 ko'rsatkichi vaqt bo'yicha bo'lish rejimida 0,7298 ni tashkil etgan bo'lsa, do'kon darajasidagi guruhli tekshiruvda 0,4445 ga, qat'iy birgalikdagi rejimda esa 0,1813 ga

kamaygan. Bu dastlabki rejimga nisbatan izohlangan variatsiya ulushining qariyb 75 foizga qisqarishini anglatadi. CatBoost modeli ham o'xshash dinamikani namoyish etdi (0,7344 $\rightarrow$ 0,4018 $\rightarrow$ 0,1249). Rentabellikni prognozlashda pasayish yanada kuchli bo'lib, XGBoost uchun R^2 0,6240 dan 0,0715 gacha, CatBoost uchun esa 0,6148 dan 0,0839 gacha kamaydi.



1-rasm. Daromadni prognozlashda uch tahlil rejimi bo'yicha modellar aniqligining (R^2) o'zgarishi

XGBoost va CatBoost natijalarining uchala rejimda bir-biriga yaqin bo'lishi aniqlikning pasayishi faqat bitta algoritm xususiyati bilan cheklanmasligini ko'rsatadi. GRU rekurrent tarmoq modeli esa boshqacha dinamikani namoyish etdi: daromad bo'yicha

qat'iy rejimdagi o'rtacha R^2 (0,2195) nominal jihatdan XGBoost va CatBoost ko'rsatkichlaridan yuqori bo'lgan, biroq standart chetlanishning katta qiymati ($\pm$ 0,1710) ushbu natijaning barqaror emasligini ko'rsatadi. Rentabellik bo'yicha GRU modeli

izchil past natija qayd etdi: qat'iy rejimdagi o'rtacha R^2 – 0,0286 ni tashkil etib, bu modelning test kuzatuvlarida oddiy o'rtacha qiymatga asoslangan bazaviy prognozdan ham yomonroq natija berganini anglatadi. Shu rejimda XGBoost va CatBoost ijobiy R^2 qiymatlarini saqlab qoldi.

Ushbu holat regularlashtirilgan GRU modelida ham kuzatilgani natijani faqat model yetarli darajada sozlanmagani bilan izohlash imkonini cheklaydi. Natija paneldagi mustaqil ko'ndalang kesim birliklari sonining nisbatan kamligi (140 ta do'kon) va rentabellik ko'rsatkichidagi signal-shovqin nisbatining pastligi bilan bog'liq bo'lishi mumkin. Bunday sharoitlarda murakkab ketma-ket chuqur o'qitish arxitekturasining tabiiy ustunligi kafolatlanmaydi, bu xulosa tipik tabulyar ma'lumotlarda daraxtga asoslangan modellar ko'pincha ustun bo'lishini ko'rsatgan Grinsztajn va boshq. [13] natijalari bilan uyg'un.

Qaror egri chizig'i tahlili natijalari alohida amaliy ahamiyatga ega [4]. Past rentabellikka ega do'konlarni aniqlash vazifasida qat'iy tekshiruv rejimida ham sun'iy intellekt tasnifchisi keng qaror chegaralari oralig'ida «barcha do'konlarga boshqaruv chorasi qo'llash» va «hech bir do'konga chora qo'llamaslik» strategiyalariga nisbatan yuqoriroq sof foyda ko'rsatkichini saqlab qoldi. Bu natija R^2 ko'rsatkichi past bo'lgan holatda ham model menejerlarga qaysi do'konlarga birinchi navbatda e'tibor qaratishni belgilashda amaliy yordam berishi mumkinligini ko'rsatadi.

Xulosa va takliflar.

Tadqiqot natijalari chakana savdo tarmog'ining moliyaviy ko'rsatkichlarini sun'iy

intellekt yordamida prognozlashda tekshiruv metodologiyasini tanlash model samaradorligini baholashga sezilarli ta'sir ko'rsatishini ko'rsatdi. Asosiy nazariy xulosa shundan iboratki, faqat vaqt bo'yicha bo'lingan sinovda olingan yuqori aniqlik ko'rsatkichlari modelning yangi obyektlarga umumlashtirish qobiliyatini ortiqcha baholashi mumkin. Do'kon va vaqt omillarini birgalikda cheklovchi qat'iy rejim esa real amaliy vazifaga yaqinroq sinov muhitini yaratadi.

Amaliy natijalardan kelib chiqib, birinchidan, chakana savdo korxonalariga prognoz tizimlarini bitta tekshiruv sxemasi bilan cheklamasdan, turli qat'iylik darajasidagi rejimlarda baholash tavsiya etiladi. Ikkinchidan, panel ma'lumotlarda do'konlar soni cheklangan sharoitda XGBoost va CatBoost kabi daraxtga asoslangan ansambl modellarini chuqur o'qitish arxitekturalari bilan bir qatorda bazaviy kuchli yondashuv sifatida sinash maqsadga muvofiq. Uchinchidan, modelning R^2 ko'rsatkichi pasaygan taqdirda ham uning qarorlarni ustuvorlashtirishdagi sof foydasi alohida baholanishi lozim. To'rtinchidan, yangi ochiladigan do'konlar uchun obyekt va vaqt bo'yicha axborot kesishuvini cheklovchi alohida tekshiruv protokollarini joriy etish tavsiya etiladi.

Tadqiqotning asosiy cheklovi uning bitta chakana savdo tarmog'i va bitta mamlakat doirasidagi ma'lumotlarga, shuningdek uchta model turiga tayanganidir. Shu sababli natijalarni boshqa soha va hududlarga ko'chirishda ehtiyotkorlik talab etiladi. Kelgusi tadqiqotlarda boshqa chakana savdo toifalari, turli mamlakatlar, qo'shimcha model arxitekturalari va tashqi vaqt kesimlari asosida tekshiruv rejimlariga sezgirlikni chuqurroq baholash maqsadga muvofiq.

Foydalanilgan adabiyotlar ro'yxati:

1. Sonkavde G., Dharrao D.S., Bongale A. M., Deokate S.T., Doreswamy D., Bhat S.K. *Forecasting Stock Market Prices Using Machine Learning and Deep Learning Models: A Systematic Review, Performance Analysis and Discussion of Implications // International Journal of Financial Studies.* – 2023. – Vol. 11, No. 3. – Art. 94. – P. 1–22. – DOI: 10.3390/ijfs11030094.

2. Cappello C., Congedi A., De Iaco S., Mariella L. *Traditional Prediction Techniques and Machine Learning Approaches for Financial Time Series Analysis* // *Mathematics*. – 2025. – Vol. 13, No. 3. – Art. 537. – P. 1–21. – DOI: 10.3390/math13030537.
3. Roberts D.R., Bahn V., Ciuti S., Boyce M.S., Elith J., Guillera-Aroita G., Hauenstein S., Lahoz-Monfort J. J., Schröder B., Thuiller W., Warton D. I., Wintle B. A., Hartig F., Dormann C. F. *Cross-validation strategies for data with temporal, spatial, hierarchical, or phylogenetic structure* // *Ecography*. – 2017. – Vol. 40, No. 8. – P. 913–929. – DOI: 10.1111/ecog.02881.
4. Vickers A.J., Elkin E.B. *Decision Curve Analysis: A Novel Method for Evaluating Prediction Models* // *Medical Decision Making*. – 2006. – Vol. 26, No. 6. – P. 565–574. – DOI: 10.1177/0272989X06295361.
5. Chen T., Guestrin C. *XGBoost: A Scalable Tree Boosting System* // *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. – New York: ACM, 2016. – P. 785–794. – DOI: 10.1145/2939672.2939785.
6. Prokhorenkova L., Gusev G., Vorobev A., Dorogush A.V., Gulin A. *CatBoost: Unbiased Boosting with Categorical Features* // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2018. – Vol. 31. – P. 6638–6648.
7. Cho K., van Merriënboer B., Gulcehre C., Bahdanau D., Bougares F., Schwenk H., Bengio Y. *Learning Phrase Representations using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation* // *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*. – Doha: Association for Computational Linguistics, 2014. – P. 1724–1734. – DOI: 10.3115/v1/D14-1179.
8. Abrahamsen N.-G. B., Nylén-Forthun E., Møller M., de Lange P.E., Risstad M. *Financial Distress Prediction in the Nordics: Early Warnings from Machine Learning Models* // *Journal of Risk and Financial Management*. – 2024. – Vol. 17, No. 10. – Art. 432. – P. 1–23. – DOI: 10.3390/jrfm17100432.
9. Azizi S. *Leveraging Machine Learning for Financial Forecasting: Distinguishing Market Trends from Oscillations in ETFs* // *Journal of Risk and Financial Management*. – 2026. – Vol. 19, No. 4. – Art. 262. – P. 1–14. – DOI: 10.3390/jrfm19040262.
10. Muniappan M., Paruvachi Subramanian N. *A Majority Voting Mechanism-Based Ensemble Learning Approach for Financial Distress Prediction in Indian Automobile Industry* // *Journal of Risk and Financial Management*. – 2025. – Vol. 18, No. 4. – Art. 197. – P. 1–31. – DOI: 10.3390/jrfm18040197.
11. Hochreiter S., Schmidhuber J. *Long Short-Term Memory* // *Neural Computation*. – 1997. – Vol. 9, No. 8. – P. 1735–1780. – DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
12. Ozupek O., Yilmaz R., Ghasemkhani B., Birant D., Kut R. A. *A Novel Hybrid Model (EMD-TI-LSTM) for Enhanced Financial Forecasting with Machine Learning* // *Mathematics*. – 2024. – Vol. 12, No. 17. – Art. 2794. – P. 1–36. – DOI: 10.3390/math12172794.
13. Grinsztajn L., Oyallon E., Varoquaux G. *Why Do Tree-Based Models Still Outperform Deep Learning on Typical Tabular Data?* // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2022. – Vol. 35. – P. 507–520. – DOI: 10.52202/068431-0037.
14. Fozap F. M. P. *Hybrid Machine Learning Models for Long-Term Stock Market Forecasting: Integrating Technical Indicators* // *Journal of Risk and Financial Management*. – 2025. – Vol. 18, No. 4. – Art. 201. – P. 1–21. – DOI: 10.3390/jrfm18040201.
15. Kanász R., Gnip P., Zoričák M., Drotár P. *Bankruptcy Prediction Using Ensemble of Autoencoders Optimized by Genetic Algorithm* // *PeerJ Computer Science*. – 2023. – Vol. 9. – Art. e1257. – P. 1–23. – DOI: 10.7717/peerj-cs.1257.