

**O‘ZBEKISTON RESPUBLIKASI OLIY TA’LIM, FAN VA
INNOVATSIYALAR VAZIRLIGI**

**MIRZO ULUG‘BEK NOMIDAGI O‘ZBEKISTON MILLIY
UNIVERSITETINING JIZZAX FILIALI**



KOMPYUTER ILMLARI VA MUHANDISLIK TEXNOLOGIYALARI
mavzusidagi Xalqaro ilmiy-texnik anjuman materiallari to‘plami
2026-yil 25-26-sentabr

(1-qism)

JIZZAX-2026

Kompyuter ilmlari va muhandislik texnologiyalari. Xalqaro ilmiy-texnik anjuman materiallari to'plami – Jizzax: O'zMU Jizzax filiali, 2026-yil 25-26-sentabr. 507-bet.

Xalqaro miqyosidagi ilmiy-texnik anjuman materiallarida zamonaviy kompyuter ilmlari va muhandislik texnologiyalari sohasidagi innovatsion tadqiqotlar aks etgan.

Globalashuv sharoitida davlatimizni yanada barqaror va jadal sur'atlar bilan rivojlantirish bo'yicha amalga oshirilayotgan islohotlar samarasini yaxshilash sohasidagi ilmiy-tadqiqot ishlariga alohida e'tibor qaratilgan. Zero iqtisodiyotning, ijtimoiy sohalarni qamrab olgan modernizatsiya jarayonlari, hayotning barcha sohalarini liberallashtirishni talab qilmoqda.

Ushbu ilmiy ma'ruza tezislari to'plamida mamlakatimiz va xorijlik turli yo'nalishlarda faoliyat olib borayotgan mutaxassislar, olimlar, professor-o'qituvchilar, ilmiy tadqiqot institutlari va markazlarining ilmiy xodimlari, tadqiqotchilari, magistr va talabalarining ilmiy-tadqiqot ishlari natijalari mujassamlashgan.

Mas'ul muharrirlar: DSc.prof. Turakulov O.X., t.f.n., dots. Baboyev A.M.

Tahrir hay'ati a'zolari: p.f.d.(DSc), prof. Turakulov O.X., t.f.n., dots. Baboyev A.M., t.f.f.d.(PhD), prof. Abduraxmanov R.A., p.f.f.d.(PhD) Eshankulov B.S., p.f.n., dots. Aliqulov S.T., p.f.n., dots. Alimov N.N., p.f.f.d.(PhD), dots. Alibayev S.X., t.f.f.d.(PhD), dots. Abdumalikov A.A., p.f.f.d.(PhD) Hafizov E.A., f.f.f.d.(PhD) dots., Norbekova B.Sh. p.f.f.d.(PhD) dots. Sindorov L.K., t.f.f.d.(PhD), dots. Nasirov B.U., b.f.f.d. (PhD) O'ralov A.I., p.f.n., dots. Aliqulov S.T., t.f.f.d.(PhD) Kuvandikov J.T., i.f.n., dots. Tsoy M.P., Sharipova S.F., Jo'rayev M.M.

Mazkur to'plamga kiritilgan ma'ruza tezislarining mazmuni, undagi statistik ma'lumotlar va me'yoriy hujjatlarning to'g'riligi hamda tanqidiy fikr-mulohazalar, keltirilgan takliflarga mualliflarning o'zlari mas'uldirlar.

KORXONA SAVDO HAJMINI BASHORATLASHDA MASHINALI O'QITISH MODELLARINI ANIQLIK VA HISOBLASH SAMARADORLIGINI BAHOLASH

t.f.d., dots. Raximov Nodir Odilovich

*Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent Axborot Texnologiyalari
Universiteti
raximov@tuit.uz*

Baydullayev Ruslan Tuylibayevich

*Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent Axborot Texnologiyalari
Universiteti
ruslanbaydullayev@gmail.com*

*Baydullayeva Dildora Tuylibayevna
Toshkent shahridagi Turin politexnika universiteti
dilyosh@gmail.com*

Annotatsiya: Ushbu tadqiqotda oziq-ovqat distribyutor korxonasining 2026-yil yanvar-iyun oylariga oid 137 289 ta savdo kuzatuv asosida kunlik sotuv miqdorini bashoratlash uchun oltita mashinali o'qitish modeli qiyosiy baholandi. Modellar 12 ta kirish belgisi asosida vaqt bo'yicha ajratilgan o'qitish va test ma'lumotlarida MAE, RMSE, R^2 , MAPE hamda o'qitish vaqti bo'yicha baholandi. Natijalarga ko'ra, tasodifiy o'rmon modeli $R^2 = 0,518$ qiymat bilan eng yuqori bashorat aniqligini ko'rsatdi. Gistogrammaga asoslangan gradientli kuchaytirish (Histogram-based Gradient Boosting, HGB) modeli esa $R^2 = 0,516$ natijaga 1,43 sekundlik o'qitish vaqti bilan erishdi. Olingan natijalar model samaradorligini baholashda bashorat aniqligi bilan birga o'qitish vaqtini ham hisobga olish zarurligini ko'rsatdi.

Kalit so'zlar: *savdoni bashoratlash, mashinali o'qitish, tasodifiy o'rmon, gradient boosting, tartiblangan maqsadli statistika, hisoblash samaradorligi.*

Kirish

Korxonalarda sotuv hajmini aniq bashoratlash zaxiralarni shakllantirish, xaridlarni rejalashtirish va operatsion boshqaruv qarorlarini qo'llab-quvvatlashda muhim ahamiyatga ega. Chakana va distribyutorlik savdosida mahsulot, hudud, mijoz va vaqt omillarining o'zaro ta'siri bashoratlash masalasini murakkablashtiradi.

Chakana savdo talabini bashoratlashda mashinali o'qitish usullaridan foydalanish kengayib bormoqda. Xususan, M5 Forecasting - Accuracy xalqaro musobaqasi natijalari daraxtga asoslangan va gradient boosting usullarining chakana savdo talabini bashoratlashdagi yuqori samaradorligini ko'rsatgan [7, 8].

Biroq xalqaro musobaqalarda olingan natijalarni muayyan korxona ma'lumotlariga bevosita tatbiq etish har doim ham mumkin emas. Shu sababli real

korxona ma'lumotlari asosida modellarni bir xil belgilar va test sharoitida qiyosiy baholash muhimdir. Bunda nafaqat bashorat aniqligi, balki modelning hisoblash xarajati, xususan o'qitish vaqti ham hisobga olinishi lozim [3].

Bundan tashqari, model samaradorligi belgilar tarkibiga bog'liq bo'lib, ortiqcha yoki takroriy belgilar ayrim hollarda hisoblash murakkabligini oshirishi mumkin [13]. Shu asosda tadqiqotning maqsadi korxona savdo ma'lumotlari asosida oltita mashinali o'qitish modelini bashorat aniqligi va o'qitish vaqti bo'yicha qiyosiy baholashdan iborat.

Metodlar

Tadqiqotda ETL jarayoni orqali birlashtirilgan sotuv, xarid, qaytarish va to'lov ma'lumotlaridan foydalanildi. Ma'lumotlar 2026-yil yanvar-iyun oylariga oid 137 289 ta yozuvni qamrab olib, vaqt bo'yicha ajratildi. Yanvar-may oylaridagi 116 002 ta yozuv o'qitish, iyun oyidagi 21 287 ta yozuv esa test to'plami sifatida olindi [1, 10].

Model uchun 12 ta kirish belgisi shakllantirilib, ular sotuv dinamikasi, maqsadli kodlash, kategorial, narx va to'lov belgilariga ajratildi. Sotuv dinamikasida Lag-1, Lag-7, MA-7, MA-14 va MA-30, maqsadli kodlashda esa hudud, mahsulot va mijoz toifasi bo'yicha o'rtacha sotuv qiymatlari qo'llanildi. Shuningdek, hudud, mijoz toifasi, mahsulot narxi va oldingi kun to'lov summasi hisobga olindi. Ma'lumotlar sizib chiqishining oldini olish uchun dinamik belgilar oldingi qiymatlar asosida, maqsadli kodlash va standartlashtirish parametrlari esa faqat o'qitish to'plamidan foydalanib hisoblandi [5, 12].

Chiziqli regressiya eng kichik kvadratlar usulida, qaror daraxti 10 maksimal chuqurlikda, tasodifiy o'rmon 200 ta daraxt va 14 maksimal chuqurlikda, Gradientli kuchaytirish esa 200 ta iteratsiya, 4 maksimal chuqurlik va 0,1 o'rganish tezligida qo'llanildi. HGB modeli 300 ta iteratsiya, 6 maksimal chuqurlik va $L2 = 1,0$, OTS-GB modeli esa 250 ta iteratsiya, 5 maksimal chuqurlik, 0,8 tanlanma ulushi va $\alpha = 10$ silliqlash parametri bilan sozlandi. HGBda gistogrammaga asoslangan, OTS-GBda esa tartiblangan maqsadli statistika tamoyili qo'llanildi [2].

$$\hat{x}_i^k = \frac{\sum_{j \in D_i} y_j + \alpha P}{|D_i| + \alpha}, \quad D_i = \{j: \sigma(j) < \sigma(i), x_j^k = x_i^k\}. \quad (1)$$

bunda, P - maqsadli o'zgaruvchining global o'rtacha qiymati, ($\alpha = 10$) esa silliqlash parametri. OTS-GB modeli 250 ta iteratsiya, 5 ta maksimal chuqurlik va 0,8 tanlanma ulushi asosida o'qitildi. Modellar MAE, RMSE, R^2 , MAPE va o'qitish vaqti ko'rsatkichlari bo'yicha baholandi [3].

Natijalar

Standartlashtirish chiziqli regressiya natijasini o'zgartirmadi ($R^2 = 0,379$), chunki eng kichik kvadratlar bashorati masshtabga nisbatan invariant [12]. Oltita modelning test to'plamidagi natijalari 1-jadvalda keltirilgan.

1-jadval. Modellarning test to'plamidagi natijalari

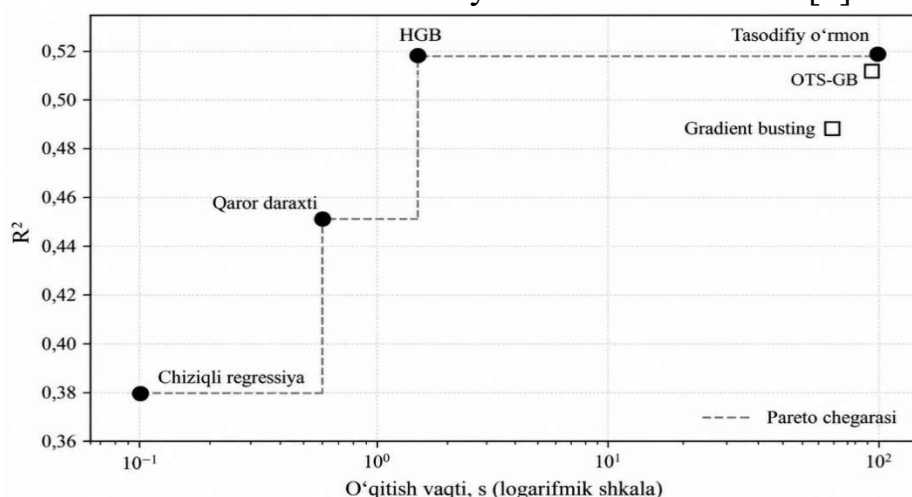
Model	MAE	RMSE	R^2	MAPE, %	O'qitish vaqti, s
Chiziqli regressiya	13,33	22,50	0,379	200,4	0,10
Qaror daraxti	11,17	21,16	0,451	137,2	0,53

Tasodifiy o'rmon	10,66	19,83	0,518	134,4	94,10
Gradient busting	11,57	20,50	0,485	157,5	46,67
HGB	10,99	19,87	0,516	141,9	1,43
OTS-GB	11,46	19,96	0,512	154,4	87,64

Tasodifiy o'rmon R^2 , MAE va RMSE bo'yicha eng yaxshi natija berdi, biroq eng uzoq o'qitildi (94,1 s). HGB undan R^2 bo'yicha atigi 0,002 ga ortda qolib, 65,8 marta tez o'qitildi. Aniqlik va vaqt muvozanati 1-rasmda ko'rsatilgan.

Muhokama

Ansambl va bustinig modellarining chiziqli regressiya va yagona daraxtdan ustunligi mavjud xulosalarga mos keladi [2], [4], [11]. 1-rasmdagi Pareto chegarasi muhim amaliy xulosa beradi: gradient bustinig va OTS-GB HGB'dan ham aniqlik, ham vaqt bo'yicha ortda qoladi. Shu sababli kunlik qayta o'qitiladigan tizimlarda HGB, kamdan-kam qayta o'qitiladigan va aniqlik ustuvor bo'lgan holatlarda esa tasodifiy o'rmon maqbul tanlovdir. MAPE qiymatlarining yuqoriligi (134-200 %) kichik sotuv hajmlarida nisbiy xatoning keskin ortishi bilan bog'liq, shu sababli bunday ma'lumotlarda MAE va RMSE asosiy mezon sifatida afzal [6].



1-rasm. Modellar aniqligi (R^2) va o'qitish vaqti o'rtasidagi muvozanat

Cheklovlar. HGB va OTS-GB modellari XGBoost va CatBoostda qo'llaniladigan ayrim tamoyillardan foydalanadi, biroq ularning to'liq ekvivalenti hisoblanmaydi. Natijalar ma'lumotlarni vaqt bo'yicha bir marta ajratish va giperparametrlarni optimallashtirmaslik sharoitida olingan [3]. Ma'lumotlar faqat olti oylik davrni qamrab olgani sababli yillik mavsumiylikni baholash imkoniyati mavjud emas.

Xulosa

Oltita mashinali o'qitish modeli bir xil belgilar, ma'lumotlar bo'linishi va baholash mezonlari asosida solishtirildi. Tasodifiy o'rmon eng yuqori aniqlikka ($R^2 = 0,518$) erishdi, HGB esa deyarli teng aniqlikni 65,8 marta qisqa vaqtda ta'minlab, aniqlik va samaradorlik muvozanati bo'yicha maqbul model bo'ldi. Keyingi bosqichda natijalar asl XGBoost va CatBoost kutubxonalari, vaqt bo'yicha kesishgan validatsiya va giperparametrlarni optimallashtirish bilan tekshiriladi.

Foydalanilgan adabiyotlar ro'yxati:

1. Baydullayeva, D., & Baydullayev, R. (2025). Korxonalarda mahsulot savdosiga oid ma'lumotlarni tahlil qilishning zamonaviy intellektual yondashuvlari. *Muhandislik va iqtisodiyot*, 3-son, 86-89.
2. Bentéjac, C., Csörgő, A., & Martínez-Muñoz, G. (2021). A comparative analysis of gradient boosting algorithms. *Artificial Intelligence Review*, 54(3), 1937-1967. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09896-5>
3. Bischl, B., Binder, M., Lang, M., Pielok, T., Richter, J., Coors, S., Thomas, J., Ullmann, T., Becker, M., Boulesteix, A.-L., Deng, D., & Lindauer, M. (2023). Hyperparameter optimization: Foundations, algorithms, best practices, and open challenges. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 13(2), Article e1484. <https://doi.org/10.1002/widm.1484>
4. Januschowski, T., Wang, Y., Torkkola, K., Erkkilä, T., Hasson, H., & Gasthaus, J. (2022). Forecasting with trees. *International Journal of Forecasting*, 38(4), 1473-1481.
5. Kapoor, S., & Narayanan, A. (2023). Leakage and the reproducibility crisis in machine-learning-based science. *Patterns*, 4(9), Article 100804.
6. Koutsandreas, D., Spiliotis, E., Petropoulos, F., & Assimakopoulos, V. (2022). On the selection of forecasting accuracy measures. *Journal of the Operational Research Society*, 73(5), 937-954.
7. Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2022). M5 accuracy competition: Results, findings, and conclusions. *International Journal of Forecasting*, 38(4), 1346-1364.
8. Rakhimov, N., Kuvandikov, J., & Khasanov, D. (2022). The importance of loss function in artificial intelligence. In *2022 International Conference on Information Science and Communications Technologies (ICISCT)*. IEEE.
9. Rakhimov, N., Primkulov, O., & Daminova, B. (2021). Basic concepts and stages of research development on artificial intelligence. In *2021 International Conference on Information Science and Communications Technologies (ICISCT)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICISCT52966.2021.9670085>
10. Raximov, N. O., Baydullayev, R. T., & Baydullayeva, D. T. (2025). Korxona savdo ma'lumotlarini intellektual tahlil qilish uchun ma'lumotlarni to'plash, qayta ishlash va dastlabki ishlov berish. *Raqamli transformatsiya va sun'iy intellekt*, 3(5), 258-264.
11. Spiliotis, E., Makridakis, S., Semenoglou, A.-A., & Assimakopoulos, V. (2022). Comparison of statistical and machine learning methods for daily SKU demand forecasting. *Operational Research*, 22(3), 3037-3061.
12. Sujon, K. M., Hassan, R. B., Towshi, Z. T., Othman, M. A., Samad, M. A., & Choi, K. (2024). When to use standardization and normalization: Empirical evidence from machine learning models and XAI. *IEEE Access*, 12, 135300-135314.
13. Theng, D., & Bhoyar, K. K. (2024). Feature selection techniques for machine learning: A survey of more than two decades of research. *Knowledge and Information Systems*, 66(3), 1575-1637.