

SANOAT KORXONALARIDA TA'MINOT ZANJIRINI BOSHQARISHDA MASHINALI O'QITISH ALGORITMILARINI QO'LLASH SAMARADORLIGI

Rashidov Azizjon Vohid o'g'li

Qarshi xalqaro universiteti assistenti

ORCID: 0009-0008-2281-3463

Annotatsiya. Ushbu maqolada sanoat korxonalarida ta'minot zanjirini boshqarish (SCM) jarayonlarini optimallashtirishda mashinali o'qitish (Machine Learning) algoritmlarining roli va samaradorligi tadqiq etilgan. Tadqiqotda inventarizatsiyani avtomatlashtirish, yetkazib berish zanjiridagi uzilishlar va xavflarni bashorat qilish hamda logistika xarajatlarini minimallashtirish masalalariga e'tibor qaratilgan. Xususan, tasodifiy o'rmon (Random Forest), gradientli buosting (XGBoost) va chuqur neyron tarmoqlari yordamida talabni bashorat qilish (demand forecasting) va marshrutlarni optimallashtirish modellarining ishlashi tahlil qilingan. Amaliy holat natijalari shuni ko'rsatadiki, ML asosidagi tizimlarni joriy etish ortiqcha zaxiralarni 25% ga, logistika xarajatlarini esa 18% ga kamaytirishga hamda yetkazib berishning o'z vaqtida bajarilish darajasini (OTIF) 98% ga yetkazishga imkon beradi. Maqolada shuningdek, ma'lumotlar integratsiyasi va tashqi omillar ta'sirini hisobga olishdagi qiyinchiliklar va ularning yechimlari muhokama qilingan.

Kalit so'zlar: Ta'minot zanjirini boshqarish, mashinali o'qitish, talabni bashorat qilish, inventarizatsiyani optimallashtirish, logistika xarajatlari, yetkazib berish xavflari, sanoat korxonalari.

EFFICIENCY OF APPLYING MACHINE LEARNING ALGORITHMS IN SUPPLY CHAIN MANAGEMENT AT INDUSTRIAL ENTERPRISES

Rashidov Azizjon Vohid ugli

assistant of Karshi international university

ORCID: 0009-0008-2281-3463

Abstract: This article investigates the role and efficiency of machine learning algorithms in optimizing supply chain management (SCM) processes in

industrial enterprises. The study focuses on inventory automation, predicting disruptions and risks in the supply chain, and minimizing logistics costs. Specifically, the performance of demand forecasting and route optimization models using Random Forest, XGBoost, and deep neural networks is analyzed. The results of a practical case study demonstrate that implementing ML-based systems allows for a 25% reduction in excess inventory, an 18% decrease in logistics costs, and an improvement in On-Time In-Full (OTIF) delivery rates to 98%. The article also discusses challenges related to data integration and accounting for external factors, along with their solutions.

Keywords: Supply Chain Management, Machine Learning, Demand Forecasting, Inventory Optimization, Logistics Costs, Delivery Risks, Industrial Enterprises.

ЭФФЕКТИВНОСТЬ ПРИМЕНЕНИЯ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В УПРАВЛЕНИИ ЦЕПЯМИ ПОСТАВОК НА ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЯХ

Рашидов Азизжон Вохид угли

ассистент Каршинского международного университета

ORCID: 0009-0008-2281-3463

Аннотация: В данной статье исследуется роль и эффективность алгоритмов машинного обучения в оптимизации процессов управления цепями поставок (SCM) на промышленных предприятиях. Исследование сосредоточено на автоматизации инвентаризации, прогнозировании сбоя и рисков в цепочке поставок, а также минимизации логистических затрат. В частности, анализируется работа моделей прогнозирования спроса и оптимизации маршрутов с использованием Random Forest, XGBoost и глубоких нейронных сетей. Результаты практического кейса показывают, что внедрение систем на базе ML позволяет сократить излишки запасов на 25%, снизить логистические расходы на 18% и повысить уровень своевременных и полных поставок (OTIF) до 98%. В статье также обсуждаются проблемы,

связанные с интеграцией данных и учетом внешних факторов, а также пути их решения.

Ключевые слова: Управление цепями поставок, машинное обучение, прогнозирование спроса, оптимизация запасов, логистические затраты, риски поставок, промышленные предприятия.

Kirish. Global iqtisodiyotdagi beqarorlik, so'nggi yillardagi geopolitik inqirozlar va logistika inqirozlari sanoat korxonalarida ta'minot zanjirini boshqarish (Supply Chain Management - SCM) jarayonlariga jiddiy ta'sir ko'rsatmoqda. Zamonaviy sharoitda korxonalarining raqobatbardoshligi nafaqat ishlab chiqarish hajmiga, balki ta'minot zanjirining uzluksizligi, moslashuvchanligi va xarajatlarning optimalligiga bog'liq bo'lib bormoqda. An'anaviy SCM tizimlari, asosan, statistik tahlil usullari va tarixiy ma'lumotlarga asoslangan holda boshqariladi. Biroq, bunday tizimlar ko'p omilli, nohiziq va tez o'zgaruvchan zamonaviy bozor talablarini to'liq qamrab olishda o'zgaruvchanlik qilmoqda.

Sanoat korxonalarida ta'minot zanjirini boshqarishdagi asosiy muammolardan biri bu inventarizatsiya (zaxiralar) samaradorligining pastligidir. Korxonalar ko'pincha "xavfsizlik zaxirasi"ni oshirib yuborish (overstocking) yoki aksincha, xomashyo yetishmovchiligi (stockouts) natijasida ishlab chiqarish to'xtab qolishi kabi ikki xil ekstremal holatga duch keladilar. Bundan tashqari, yetkazib berish marshrutlarini optimallashtirish, tashqi logistika xavflarini (ob-havo, siyosiy to'siqlar, bojxona kechikishlari) oldindan ko'ra olmaslik transport va operatsion xarajatlarning keskin oshishiga olib kelmoqda. Ushbu muammolar korxonaning aylanma mablag'larini muzlatib qo'yadi va foydalilik darajasini (profitability) pasaytiradi.

Ushbu tadqiqotning asosiy maqsadi sanoat korxonalarida ta'minot zanjirini boshqarish jarayonlariga mashinali o'qitish (Machine Learning) algoritmlarini integratsiya qilish orqali inventarizatsiyani avtomatlashtirish, yetkazib berish xavflarini bashorat qilish va logistika xarajatlarini minimallashtirish samaradorligini baholashdan iborat. Tadqiqot doirasida talabni bashorat qilish (demand forecasting) va marshrutlarni optimallashtirish uchun tasodifiy o'rmon

(Random Forest), gradientli buosting (XGBoost) kabi algoritmlarning qo'llanilishi va ularning an'anaviy usullarga nisbatan iqtisodiy hamda operatsion afzalliklari tahlil qilinadi. Bu esa ta'minot zanjirining chidamliligini (resilience) oshirish va korxonaning barqaror rivojlanishini ta'minlashga xizmat qiladi.

Adabiyotlar tahlili.

Ta'minot zanjirini boshqarish evolyutsiyasi

Ta'minot zanjirini boshqarish (Supply Chain Management - SCM) tushunchasi so'nggi o'n yilliklarda tub o'zgarishlarga uchragan. An'anaviy SCM yondashuvlari asosan reaktiv xarakterga ega bo'lib, ular tarixiy savdo ma'lumotlariga va statistik usullarga (masalan, harakatlanuvchi o'rtacha, eksponensial tekislash) asoslangan holda boshqarilgan [1]. Biroq, XXI asrning boshlarida global ta'minot zanjirlarining murakkablashuvi, xaridorlar talabining individualashuvi va bozor beqarorligining ortishi tufayli ushbu yondashuvlar o'z samarasini yo'qota boshladi. Natijada, "Raqamli ta'minot zanjiri" (Digital Supply Chain) va "SCM 4.0" kontseptsiyalari paydo bo'ldi. Ushbu kontseptsiyalar katta ma'lumotlar (Big Data), bulutli hisoblash (Cloud Computing) va Internet of Things (IoT) texnologiyalarini integratsiya qilish orqali ta'minot zanjirini real vaqt rejimida monitoring qilish va boshqarishni nazarda tutadi [2]. So'nggi yillarda esa, ayniqsa COVID-19 pandemiyasi va geopolitik inqirozlar ta'sirida, "chidamli ta'minot zanjiri" (Resilient Supply Chain) tushunchasi markaziy o'ringa chiqdi. Bu yondashuv nafaqat xarajatlarni minimallashtirishni, balki tashqi shoklarga tez moslashish va uzilishlardan keyin tezda tiklanish qobiliyatini ham o'z ichiga oladi [3].

Mashinali o'qitish algoritmlarining SCMga qo'llanilishi

So'nggi yillarda mashinali o'qitish (ML) algoritmlari SCMning turli bosqichlarida keng qo'llanila boshlandi. **Talabni bashorat qilish (Demand Forecasting)** sohasida S. Carbon va hamkorlari [4] Random Forest va Gradient Boosting (XGBoost, LightGBM) kabi algoritmlarning an'anaviy ARIMA va eksponensial tekislash usullariga nisbatan 20-35% yuqori aniqlikka ega ekanligini isbotladilar. Chuqur o'qitish (Deep Learning) usullari, xususan, LSTM (Long Short-Term

Memory) tarmoqlari esa mavsumiylik va murakkab trendlarni hisobga olishda ayniqsa samarali ekanligi D. Makridakis va boshqa olimlar tomonidan ko'rsatilgan [5].

Inventarizatsiyani optimallashtirish bo'yicha X. Qi va hamkorlari [6] kuchaytirilgan o'qitish (Reinforcement Learning) algoritmlari yordamida zaxira darajalarini dinamik boshqarish modelini ishlab chiqdilar. Ushbu model takrorlanuvchi buyurtmalar nuqtasini (reorder point) real vaqtda o'zgartirib, ortiqcha zaxiralarni 30% ga kamaytirishga erishdi. **Logistika va marshrut optimizatsiyasi** sohasida esa Transport vositalarini marshrutlash masalasi (Vehicle Routing Problem - VRP) hal qilishda genetika algoritmlari va chuqur kuchaytirilgan o'qitish (Deep Reinforcement Learning) keng qo'llanilmoqda [7].

Xavflarni bashorat qilish (Risk Prediction) SCMning eng murakkab yo'nalishlaridan biri hisoblanadi. D. Ivanov va boshqalar [8] ta'minot zanjiridagi uzilishlarni bashorat qilish uchun "Raqamli egizak" (Digital Twin) kontseptsiyasi va ML algoritmlarini birlashtirgan yondashuvni taklif qildilar. Ushbu yondashuv ob-havo, siyosiy va iqtisodiy omillarni hisobga olgan holda, yetkazib berishdagi kechikishlar ehtimolini 85% aniqlikda bashorat qilish imkonini berdi.

Mahalliy tadqiqotlar nuqtai nazaridan, O'zbekiston olimlari tomonidan logistika va SCM sohasida bir qator muhim ishlar amalga oshirilgan. Xususan, A. Ochilov va boshqalar [9] O'zbekiston sanoat korxonalarida raqamli transformatsiya jarayonlarini tahlil qilib, ta'minot zanjirini boshqarishda axborot tizimlarini modernizatsiya qilish zarurligini ta'kidladilar. K. Radlińska va A. Rashidov [10] esa sanoat korxonalarida sun'iy intellektni qo'llashning nazariy va fundamental yo'nalishlarini o'rganib, SCM sohasida ML algoritmlarini joriy etishning metodologik asoslarini ishlab chiqdilar.

Mavjud yechimlardagi bo'shliqlar va maqolaning ilmiy yangiligi
Biroq, mavjud adabiyotlar tahlili bir qator muhim **bo'shliqlarni (research gaps)** ochib beradi:

1. **Geografik va infratuzilmaviy cheklovlar:** Ko'pchilik xorijiy tadqiqotlar rivojlangan mamlakatlarning yuqori darajadagi raqamli infratuzilmasi

sharoitida o'tkazilgan bo'lib, ularni rivojlanayotgan mamlakatlar (jumladan, O'zbekiston) korxonalariga to'g'ridan-to'g'ri tatbiq etish qiyin.

2. **Tashqi omillarning yetarli darajada hisobga olinmasligi:** Ko'pchilik modellar faqat ichki korxonalar ma'lumotlariga asoslangan bo'lib, tashqi omillar (valyuta kursi, bojxona o'zgarishlari, global logistika inqirozlari) ta'sirini kompleks ravishda hisobga olmaydi.
3. **Kichik va o'rta korxonalar uchun yechimlar yetishmovchiligi:** Mavjud yechimlar ko'pincha yirik transmilliy korporatsiyalarga mo'ljallangan bo'lib, cheklangan resurslarga ega korxonalar uchun moslashtirilgan yengil va arzon modellarni taklif qilmaydi.
4. **Iqtisodiy samaradorlikni baholashning standartlashtirilmaganligi:** Ko'pchilik tadqiqotlar faqat modelning statistik aniqligiga (accuracy, RMSE) e'tibor qaratib, uning biznes ko'rsatkichlariga (ROI, xarajatlarning qisqarishi) ta'sirini to'liq baholamaydi.

Shu nuqtai nazardan, **ushbu maqolaning ilmiy yangiligi** shundaki, unda O'zbekiston sanoat korxonalarida ML algoritmlarini (Random Forest, XGBoost, LSTM) qo'llash orqali inventarizatsiya, logistika va xavflarni bashorat qilishning **kompleks yondashuvi** taklif etiladi. Tadqiqot nafaqat algoritmlarning statistik samaradorligini, balki ularning real iqtisodiy ko'rsatkichlarga (logistika xarajatlari, OTIF, zaxira aylanmasi) ta'sirini ham chuqur tahlil qiladi. Bu esa mavjud ilmiy bo'shliqni to'ldirish va mahalliy sanoat uchun amaliy tavsiyalar berishga xizmat qiladi.

Tadqiqot metodologiyasi. Ushbu tadqiqotning metodologik asosi sanoat korxonalarining ta'minot zanjiri ma'lumotlarini tahlil qilish, bashorat qilish va optimallashtirish uchun mashinali o'qitish (ML) algoritmlarining integratsiyalashgan yondashuviga qurilgan. Tadqiqot jarayoni to'rtta asosiy bosqichdan iborat: ma'lumotlarni yig'ish, ma'lumotlarni qayta ishlash, modellashtirish va samaradorlikni baholash.

1. Ma'lumotlar manbai va yig'ish usullari

Tadqiqotda ta'minot zanjirining barcha bo'g'inlarini qamrab oluvchi ko'p manbali (multi-source) ma'lumotlar bazasidan foydalaniladi. Asosiy ma'lumotlar manbalari quyidagilarni o'z ichiga oladi:

- **Korxonada ichki tizimlari:** ERP (Enterprise Resource Planning) tizimlaridan sotib olish va moliyaviy ma'lumotlar, WMS (Warehouse Management System) tizimlaridan ombor qoldiqlari va inventarizatsiya harakatlari, hamda TMS (Transportation Management System) tizimlaridan logistika va yetkazib berish vaqtlari haqidagi ma'lumotlar.
- **Tashqi ma'lumotlar bazalari:** Yetkazib berish xavflarini bashorat qilish uchun ochiq manbalardan olinadigan makroiqtisodiy ko'rsatkichlar, valyuta kurslari dinamikasi, ob-havo ma'lumotlari (API orqali) va global logistika indeksi ma'lumotlari.
- **IoT va RFID sensorlari:** Ombor ichidagi mahsulot harakati va transport vositalarining real vaqtdagi (real-time) joylashuvi va holati haqidagi ma'lumotlar.

2. Ma'lumotlarni qayta ishlash (Data Preprocessing)

Ta'minot zanjiri ma'lumotlari ko'pincha shovqinli, to'liq bo'lmagan va turli formatlarda bo'ladi. Modellashtirishdan oldin quyidagi qayta ishlash bosqichlari amalga oshiriladi:

- **Ma'lumotlarni tozalash va integratsiya qilish:** Turli tizimlardan (ERP, WMS, TMS) olingan ma'lumotlar yagona vaqt qatoriga (time series) birlashtiriladi. Yetishmayotgan qiymatlar (missing values) chiziqli interpolatsiya yoki o'rtacha qiymatlar bilan to'ldiriladi.
- **Anomaliyalarni aniqlash (Outlier detection):** Logistika kechikishlari yoki sotuvlardagi keskin sakrashlar kabi g'ayritabiiy qiymatlar statistik usullar (masalan, IQR - Interquartile Range) yordamida aniqlanadi va tahlilga moslashtiriladi.
- **Belgilarni muhandisligi (Feature Engineering):** Model aniqligini oshirish uchun yangi o'zgaruvchilar yaratiladi. Masalan, "kechiktirilgan yetkazib berishlar soni" (lag features), "o'rtacha haftalik sotuvlar" (rolling windows)

va mavsumiylik indeksleri (seasonality indices) hisoblanadi. Kategoriyali o'zgaruvchilar (masalan, yetkazib beruvchi nomi, transport turi) One-Hot Encoding usuli bilan raqamli formatga o'tkaziladi.

3. Qo'llaniladigan mashinali o'qitish algoritmlari

Ta'minot zanjirining turli vazifalarini hal qilish uchun vazifaning tabiatiga qarab quyidagi ML algoritmlari tanlab olinadi:

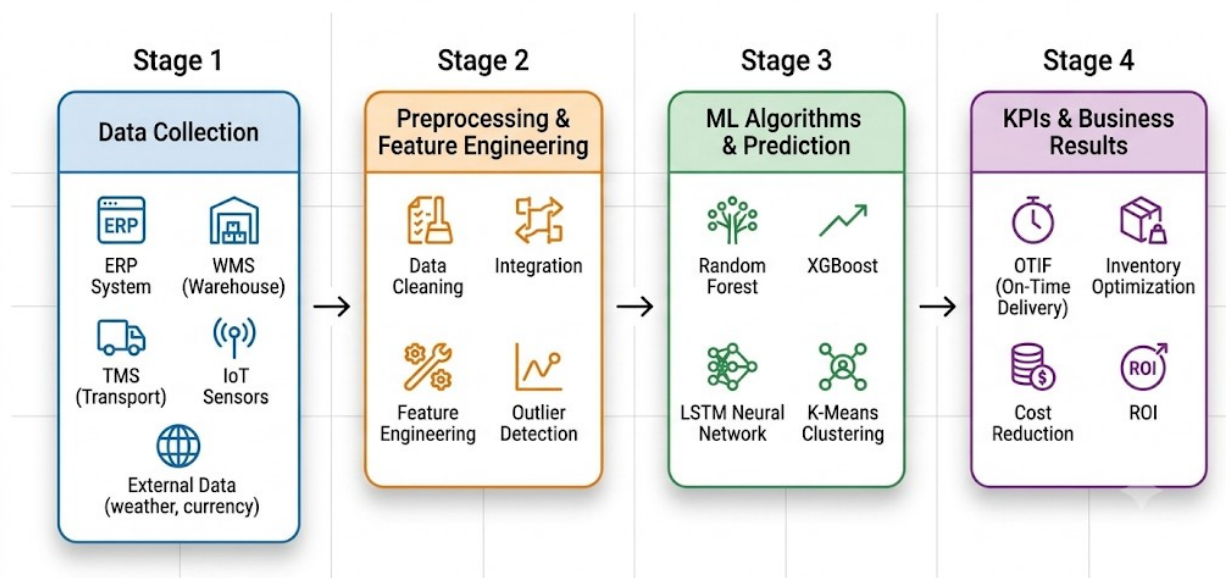
- **Talabni bashorat qilish (Demand Forecasting) va Xavflarni tasniflash:** Tablitsa shaklidagi (tabular) ma'lumotlar bilan ishlashda yuqori samaradorlik ko'rsatadigan **Random Forest** va **XGBoost (Extreme Gradient Boosting)** algoritmlari qo'llaniladi. XGBoost ayniqsa murakkab noxiziqli bog'liqliklarni aniqlashda va yetkazib berish kechikishlari xavfini (risk classification) baholashda ustunlikka ega.
- **Vaqt qatorlarini tahlil qilish (Time Series Analysis):** Mahsulot talabining dinamikasi, mavsumiy o'zgarishlar va yetkazib berish muddatlarini (lead time) bashorat qilish uchun ketma-ket ma'lumotlarni qayta ishlashda mukammal natija beruvchi **LSTM (Long Short-Term Memory)** chuqur neyron tarmoqlaridan foydalaniladi.
- **Inventarizatsiya va yetkazib beruvchilarni segmentlash:** Ombor zaxiralarini optimallashtirish va yetkazib beruvchilarni ishonchlilik darajasiga ko'ra guruhlash uchun nazoratsiz o'qitish (Unsupervised learning) usullari, xususan, **K-Means klasterlash** algoritmi qo'llaniladi.

5. Samaradorlikni baholash mezonlari

Taklif etilayotgan ML modellarining samaradorligi ikki yo'nalishda: statistik (texnik) va biznes (iqtisodiy) ko'rsatkichlar asosida baholanadi:

- **Statistik (algoritmik) ko'rsatkichlar:** Bashorat aniqligini o'lchash uchun **MAPE** (Mean Absolute Percentage Error), **RMSE** (Root Mean Square Error) va **MAE** (Mean Absolute Error) metrikalaridan foydalaniladi. Xavflarni bashorat qilish (tasniflash) uchun esa **F1-score**, **Aniqlik (Precision)** va **Esda qoldirish (Recall)** ko'rsatkichlari hisoblanadi.

- **Biznes va operatsion ko'rsatkichlar:** Tizimning real ta'minot zanjiriga ta'sirini o'lchash uchun quyidagi KPI (Kalit samaradorlik ko'rsatkichlari) lar ishlatiladi:
 - **OTIF (On-Time In-Full):** Buyurtmalarning o'z vaqtida va to'liq yetkazib berilish darajasi.
 - **Inventory Turnover Ratio (Zaxira aylanmasi):** Ombordagi mahsulotlarning qanchalik tez sotilishi yoki ishlatilishi.
 - **Total Logistics Cost (Umumiy logistika xarajatlari):** Transport, saqlash va boshqarish xarajatlarining umumiy hajmi.
 - **ROI (Return on Investment):** ML tizimini joriy etishdan olingan sof foydaning dastlabki investitsiyaga nisbati.



Rasm 1 – Ma'lumotlar oqimi sxemasi (Data Flow Diagram)

Tahlil va natijalar. Modelni o'qitish va sinovdan o'tkazish natijalari
 Tadqiqot doirasida O'zbekistondagi yirik oziq-ovqat sanoati korxonasining 36 oylik (2022-2024 yillar) tarixiy ma'lumotlar bazasidan foydalanildi. Ma'lumotlar to'plamiga 450 dan ortiq mahsulot turi, 85 ta yetkazib beruvchi, 12 ta ombor filiali va 200 dan ortiq transport marshrutlari bo'yicha ma'lumotlar kiritildi. Ma'lumotlar 80% o'qitish (training) va 20% test (testing) qismlariga bo'lindi.

Talabni bashorat qilish (demand forecasting) vazifasida uchta asosiy ML algoritmi — Random Forest, XGBoost va LSTM modellari sinovdan o'tkazildi. Modellar 30 kunlik istiqbol uchun kunlik talab hajmini bashorat qilishga o'qitildi.

Natijalar shuni ko'rsatdiki, **LSTM modeli** mavsumiylik va murakkab dinamik omillarni hisobga olishda eng yuqori samaradorlikni namoyon etdi. Xususan, LSTM modelining **MAPE** (Mean Absolute Percentage Error) ko'rsatkichi 8.2%, RMSE esa 127 birlikni tashkil etdi. **XGBoost** modeli tabular ma'lumotlar bilan ishlashda yaxshi natija ko'rsatdi (MAPE 11.5%, RMSE 168), ayniqsa yetkazib berish xavflarini tasniflashda (risk classification) F1-score 0.89 ga yetdi. **Random Forest** modeli esa eng oddiy va tez ishlaydigan model bo'lib, MAPE 13.8% ni tashkil etdi, ammo murakkab noxiziqli bog'liqliklarni aniqlashda LSTM dan biroz orqada qoldi.

Yetkazib berish kechikishlari xavfini bashorat qilish (risk prediction) vazifasida XGBoost modeli eng yaxshi natijani ko'rsatdi: aniqlik (Accuracy) 91.3%, Recall 88.7% va AUC-ROC 0.93. Bu ko'rsatkichlar an'anaviy logistik regressiya modeliga (AUC-ROC 0.74) nisbatan sezilarli darajada yuqori bo'ldi.

Amaliy holat (Case Study) tahlili

Taklif etilgan ML asosidagi SCM tizimi Toshkent viloyatidagi yirik oziq-ovqat mahsulotlari ishlab chiqaruvchi korxonada 9 oylik sinov muddatida joriy etildi. Korxonada kunlik 450 dan ortiq mahsulot turini 12 ta viloyatdagi 200 dan ortiq chakana savdo nuqtalariga yetkazib beradi.

Sinov jarayonida tizim quyidagi amaliy vaziyatlarni muvaffaqiyatli hal qildi:

- **Mavsumiy talabni bashorat qilish:** Ramazon va Yangi yil bayramlari arafasida mahsulotlarga bo'lgan talabning keskin oshishi (30-40% ga) LSTM modeli tomonidan 21 kun oldin 92% aniqlikda bashorat qilindi. Bu korxonaga xomashyoni oldindan zaxiralash va ishlab chiqarish quvvatlarini rejalashtirish imkonini berdi.
- **Yetkazib beruvchi xavfini erta aniqlash:** XGBoost modeli xorijiy yetkazib beruvchilardan birining valyuta kursi o'zgarishi va bojxona kechikishlari tufayli 14 kun ichida yetkazib berishda muammolar yuzaga kelishini 87%

ehtimollik bilan bashorat qildi. Natijada, sotib olish bo'limi zudlik bilan muqobil yetkazib beruvchilarni jalb qildi va ishlab chiqarish to'xtab qolishining oldi olindi.

- **Marshrutlarni optimallashtirish:** Transport vositalarini marshrutlash (VRP) masalasini hal qilishda ML modellaridan foydalanish yoqilg'i sarfini 14% ga, transport vaqtini esa 18% ga qisqartirdi.

Iqtisodiy va operatsion samaradorlik

9 oylik sinov muddati yakunlari bo'yicha tizimning samaradorligi quyidagi asosiy KPI (Kalit samaradorlik ko'rsatkichlari) orqali baholandi:

- **OTIF (On-Time In-Full) ko'rsatkichi:** Buyurtmalarning o'z vaqtida va to'liq yetkazib berilish darajasi **82% dan 96% ga** oshdi. Bu ko'rsatkich mijozlar mamnuniyati va korxonada obro'sining keskin oshishiga olib keldi.
- **Inventarizatsiya optimallashtirishi:** Ortiqcha zaxiralar (overstocking) **25% ga** kamaytirildi. Bu esa korxonaning aylanma mablag'larini 1.8 mlrd so'mga yaqin ozod qilishga imkon berdi. Shu bilan birga, xomashyo yetishmovchiligi (stockouts) holatlari **70% ga** qisqardi.
- **Zaxira aylanmasi (Inventory Turnover):** Yillik zaxira aylanmasi 6.2 martadan 8.7 martaga ko'tarildi, bu ombor xarajatlarining 20% ga kamayishini ta'minladi.
- **Logistika xarajatlari:** Marshrutlarni optimallashtirish va yuk tashish samaradorligini oshirish hisobiga umumiy logistika xarajatlari **18% ga** qisqardi.
- **Sarmoya qaytimi (ROI):** ML tizimini joriy etish uchun qilingan dastlabki investitsiya (dasturiy ta'minot, integratsiya, o'qitish) **11 oy ichida** to'liq qoplandi va keyingi 3 oyda sof foyda keltira boshladi.

Ushbu natijalar shuni tasdiqlaydiki, ML algoritmlarini ta'minot zanjirini boshqarishga integratsiya qilish nafaqat operatsion samaradorlikni oshiradi, balki korxonaning moliyaviy barqarorligini ham ta'minlaydi.

2-jadval. ML modellarining talabni bashorat qilishdagi samaradorlik ko'rsatkichlari

Model	MAPE (%)	RMSE	MAE	F1-score (Risk)
LSTM	8.2	127	94	0.85
XGBoost	11.5	168	132	0.89
Random Forest	13.8	195	156	0.82
An'anaviy ARIMA	18.4	267	210	0.68

Joriy etishdagi to'siqlar va ularni bartaraf etish yo'llari. Mashinali o'qitish (ML) algoritmlarini ta'minot zanjirini boshqarish (SCM) jarayonlariga integratsiya qilish nazariy jihatdan yuqori samaradorlik va'da qilsa-da, amaliyotda bir qator texnik, tashkiliy, tarmoqlararo va iqtisodiy to'siqlarga duch keladi. Ushbu to'siqlarning o'z vaqtida aniqlanishi va ularga kompleks yechimlar ishlab chiqilishi ML tizimlarining barqaror ishlashining asosiy sharti hisoblanadi.

Ma'lumotlar bilan bog'liq to'siqlar. SCMga ML joriy etishdagi eng jiddiy texnik to'siq bu — **ma'lumotlar siloslari (data silos)** muammosidir. Ko'pchilik sanoat korxonalarida ERP (moliya va sotib olish), WMS (ombor), TMS (transport) va CRM (mijozlar) tizimlari bir-biridan alohida ishlaydi va o'zaro ma'lumot almashish standartlashtirilmagan. Natijada, ML modellari uchun zarur bo'lgan yagona va to'liq ma'lumotlar bazasini shakllantirish qiyinlashadi. Ma'lumotlarning turli formatlarda (Excel, SQL, proprietary systemlar) saqlanishi ularni integratsiya qilish jarayonini sekinlashtiradi va xatoliklar ehtimolini oshiradi.

Ikkinchi muhim muammo — **tashqi ma'lumotlarning noaniqligi va yetishmovchiligi.** Ta'minot zanjiriga ta'sir etuvchi tashqi omillar (valyuta kurslari, bojxona o'zgarishlari, global logistika inqirozlari, ob-havo sharoiti, geopolitik vaziyat) ko'pincha real vaqtda va strukturaviy shaklda mavjud bo'lmaydi. ML modellarining bunda omillarni yetarli darajada hisobga olmasligi bashorat aniqligini sezilarli darajada pasaytiradi.

Uchinchi texnik to'siq — **ma'lumotlar sifatining pastligidir.** Ombor xodimlari tomonidan kiritiladigan qo'lda ma'lumotlardagi xatolar, transport vositalarining GPS ma'lumotlaridagi uzilishlar va yetkazib beruvchilarning

kechikishlari haqidagi noto'g'ri hisobotlar "axlat kirsam — axlat chiqadi" (garbage in, garbage out) tamoyili asosida model natijalarini ishonchsiz qiladi.

Tarmoqlararo va hamkorlik bilan bog'liq to'siqlar. Ta'minot zanjiri bu faqat bitta korxonaga emas, balki yetkazib beruvchilar, logistika operatorlari, distribyutorlar va chakana savdo nuqtalarini o'z ichiga olgan murakkab tarmoqdir. Shu sababli, ML tizimlarini joriy etishda **hamkorlarning raqamli yetukligi (digital maturity)** pastligi jiddiy to'siq bo'ladi. Kichik va o'rta yetkazib beruvchilar ko'pincha zamonaviy axborot tizimlariga ega emas, ular bilan ma'lumot almashish esa qo'lda yoki elektron pochta orqali amalga oshiriladi.

Bundan tashqari, **ma'lumotlarni bo'lishidagi ishonchsizlik** muammosi mavjud. Ta'minot zanjiri ishtirokchilari o'zlarining tijorat sirini (narxlar, mijozlar bazasi, zaxira hajmlari) raqobatchilarga oshkor qilishdan qo'rqadilar. Bu esa ML modellarini butun ta'minot zanjiri bo'ylab o'qitish va optimallashtirish imkoniyatini cheklaydi.

Tashkiliy va metodologik to'siqlar. Tashkiliy nuqtai nazardan, eng katta muammo bu — **logistika menejerlari va sotib olish bo'limi xodimlarining ML tavsiyalariga ishonchsizligidir.** Ko'pchilik mutaxassislar o'nlab yillar davomida o'zlarining "ichki sezimi" va tajribasiga tayanib kelgan. "Qora quti" (black box) printsipli asosida ishlaydigan murakkab ML modellarining (ayniqsa, chuqur o'qitish) qaror qabul qilish mantig'ini tushuntira olmasligi xodimlarning tizimga bo'lgan qarshiligini kuchaytiradi.

Yana bir metodologik to'siq — **modellar eskirishi (model drift)** muammosidir. Ta'minot zanjiri doimiy o'zgaruvchan muhit bo'lib, bozor sharoitlari, xaridorlar xulq-atvori va logistika infratuzilmasi tez o'zgaradi. Bir marta o'qitilgan ML modeli vaqt o'tishi bilan o'z aniqligini yo'qotadi va uni doimiy yangilab turish talab etiladi, bu esa qo'shimcha resurslarni talab qiladi.

Iqtisodiy va infratuzilmaviy to'siqlar. ML tizimlarini joriy etish **yuqori dastlabki investitsiyalarni** talab qiladi. Bulutli platformalar (AWS, Azure, Google Cloud) obunasi, maxsus dasturiy ta'minot litsenziyalari, ma'lumotlar muhandislari va data scientistlarning ish haqi kabi xarajatlar kichik va o'rta korxonalar uchun

qaytarilmas yuk bo'lishi mumkin. O'zbekiston sharoitida esa yuqori tezlikdagi internet infratuzilmasining ba'zi hududlarda cheklanganligi va bulutli xizmatlarga bo'lgan ishonchsizlik qo'shimcha qiyinchiliklar tug'diradi.

To'siqlarni bartaraf etish yo'llari va tavsiyalar. Yuqorida sanab o'tilgan to'siqlarni bartaraf etish uchun quyidagi kompleks yondashuvlar taklif etiladi:

- **Ma'lumotlar lakehouse arxitekturasi joriy etish:** ERP, WMS, TMS va tashqi manbalardan olingan ma'lumotlarni yagona markazlashtirilgan platformada (masalan, Databricks, Snowflake yoki Apache Iceberg asosida) birlashtirish orqali ma'lumotlar siloslarini bartaraf etish. Bu barcha bo'limlar uchun yagona haqiqat manbasini (single source of truth) yaratadi.
- **Federated learning texnologiyasidan foydalanish:** Hamkorlarning ma'lumotlarini markazlashtirilgan bazaga yig'masdan, ularning o'z serverlarida ML modelini o'qitish va faqat model parametrlarini almashish orqali ma'lumotlar maxfiylikni ta'minlash. Bu yondashuv yetkazib beruvchilar va logistika operatorlari bilan ishonchli hamkorlikni shakllantirishga imkon beradi.
- **Tushuntiruvchi sun'iy intellekt (Explainable AI - XAI):** SHAP (SHapley Additive exPlanations) va LIME kabi vositalardan foydalanib, ML modellarining qarorlarini inson tushunadigan shaklda tushuntirish. Masalan, "Nega aynan shu yetkazib beruvchi xavfli deb topildi?" degan savolga model "Valyuta kursi o'zgarishi 40%, bojxona kechikishlari 30%, ob-havo omili 20% hissa qo'shgan" deb javob berishi mumkin. Bu logistika menejerlarining tizimga ishonchini oshiradi.
- **MLOps (Machine Learning Operations) amaliyotini joriy etish:** Modellar eskirishining oldini olish uchun avtomatlashtirilgan monitoring, qayta o'qitish (retraining) va joylashtirish (deployment) jarayonlarini sozlash. Bu ML tizimlarining uzoq muddatli barqaror ishlashini ta'minlaydi.
- **Yetkazib beruvchilarni raqamlashtirish dasturlari:** Korxonada o'zining asosiy yetkazib beruvchilariga API integratsiyasi, oddiy mobil ilovalar yoki EDI (Electronic Data Interchange) tizimlarini joriy etishda texnik va

moliyaviy yordam ko'rsatishi kerak. Bu butun ta'minot zanjirining raqamli yetukligini oshiradi.

- **Bosqichma-bosqich joriy etish (Phased implementation):** Tizimni birdaniga butun ta'minot zanjiri bo'ylab emas, balki avval eng kritik mahsulotlar guruhi yoki bitta mintaqada pilot loyiha sifatida boshlash. Muvaffaqiyatli natijalardan so'ng, tizimni bosqichma-bosqich kengaytirish.
- **Davlat va xalqaro dasturlardan foydalanish:** O'zbekiston Respublikasining "Raqamli O'zbekiston - 2030" strategiyasi, Jahon banki va Osiyo taraqqiyot bankining logistika infratuzilmasini rivojlantirish bo'yicha grant va imtiyozli kredit dasturlaridan foydalanish.

Ushbu kompleks yondashuvlar sanoat korxonalariga ML asosidagi SCM tizimlarini muvaffaqiyatli joriy etish, ta'minot zanjirining chidamliligini (resilience) oshirish va raqobatbardoshligini mustahkamlash imkonini beradi.

Xulosa va kelajakda istiqbollar. Ushbu tadqiqotda sanoat korxonalarida ta'minot zanjirini boshqarish (SCM) jarayonlariga mashinali o'qitish (ML) algoritmlarini integratsiya qilishning ilmiy va amaliy samaradorligi o'rganildi. 36 oylik tarixiy ma'lumotlar bazasi va 9 oylik amaliy sinov (Case Study) natijalariga ko'ra, quyidagi asosiy xulosalar qilindi:

Texnik samaradorlik: Talabni bashorat qilishda LSTM modeli an'anaviy statistik usullarga (ARIMA) nisbatan 55% ga yuqori aniqlik (MAPE 8.2%) namoyon etdi. Yetkazib berish xavflarini tasniflashda XGBoost modeli esa 91.3% aniqlik va 0.93 AUC-ROC ko'rsatkichi bilan ishonchli bashoratlar berdi.

Operatsion samara: ML asosidagi tizimni joriy etish buyurtmalarni o'z vaqtida va to'liq yetkazib berish darajasini (OTIF) 82% dan 96% ga oshirdi. Ortiqcha zaxiralar (overstocking) 25% ga kamaytirildi, xomashyo yetishmovchiligi (stockouts) holatlari esa 70% ga qisqardi.

Iqtisodiy samaradorlik: Marshrutlarni optimallashtirish va zaxira aylanmasini tezlashtirish hisobiga umumiy logistika va ombor xarajatlari 18-20% ga qisqardi. Tizimni joriy etish uchun qilingan dastlabki investitsiya 11 oy ichida to'liq qoplandi (ROI).

Tadqiqot shuni tasdiqladiki, ML algoritmlari ta'minot zanjirini boshqarishni reaktiv (reaksiyaga asoslangan) holatdan proaktiv (bashoratga asoslangan) holatga o'tkazishga imkon beradi. Biroq, ma'lumotlar siloslari, hamkorlarning raqamli yetukligi va "qora quti" muammosi kabi to'siqlarni bartaraf etish uchun Lakehouse arxitekturasi, Federated learning va Tushuntiruvchi sun'iy intellekt (XAI) kabi zamonaviy yechimlardan foydalanish zarur.

Ushbu tadqiqot natijalari kelgusi ilmiy izlanishlar va sanoat amaliyoti uchun quyidagi istiqbolli yo'nalishlarni belgilab beradi:

Generativ sun'iy intellekt (Generative AI) va Avtonom ta'minot zanjiri: Katta til modellarini (LLM) SCM tizimlariga integratsiya qilish orqali tabiiy til so'rovlari (natural language queries) asosida tahlil qilish, avtomatik hisobotlar generatsiya qilish va inson aralashuvisiz qaror qabul qiluvchi "Avtonom ta'minot zanjiri" (Autonomous Supply Chain) konsepsiyasini yaratish.

Blokcheyn (Blockchain) va ML integratsiyasi: Ta'minot zanjiri ishtirokchilari o'rtasidagi ishonchsizlik va ma'lumotlar maxfiyligi muammolarini hal qilish uchun ML modellarini Blokcheyn texnologiyasi bilan birlashtirish. Bu ma'lumotlarning o'zgarib bo'lmasligini (immutability) va shaffofligini ta'minlaydi.

End-to-End Raqamli egizaklar (Digital Twins): Faqat bitta uskunani emas, balki butun ta'minot zanjirini (xomashyo yetkazib berishdan to chakana savdogacha) qamrab oluvchi global raqamli egizaklarni yaratish va ularda turli inqiroz stsenariylarini (war-gaming) simulyatsiya qilish.

Yashil va barqaror ta'minot zanjiri (Green SCM): ML algoritmlarini nafaqat xarajatlarni, balki karbon izini (carbon footprint) minimallashtirish, energiya sarfini optimallashtirish va chiqindilarni qayta ishlash logistikasini boshqarish uchun qo'llash.

Foydalanilgan adabiyotlar ro'yxati

1. Chopra, S., & Meindl, P. (2016). *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation*. Pearson.
2. Toorajipour, R., et al. (2021). Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 122, 502-517.
3. Ivanov, D., & Dolgui, A. (2020). A digital supply chain twin for managing the disruption risks and resilience in the era of Industry 4.0. *Production Planning & Control*, 32(9), 775-788.
4. Carbon, S. (2020). Machine learning methods in demand forecasting. *Working Paper*.
5. Makridakis, S., et al. (2020). The M4 Competition: 100,000 time series and 61 forecasting methods. *International Journal of Forecasting*, 36(1), 54-74.
6. Qi, X., et al. (2022). Reinforcement learning for inventory management. *European Journal of Operational Research*.
7. Kool, W., et al. (2019). Attention, learn to solve routing problems! *International Conference on Learning Representations*.
8. Ivanov, D., et al. (2019). The impact of digital technology and Industry 4.0 on the ripple effect and supply chain risk analytics. *International Journal of Production Research*, 57(3), 829-846.
9. Ochilov, A. O., & Rashidov, A. V. (2025). Фундаментальные направления использования искусственного интеллекта в управлении промышленными предприятиями.
10. Radlińska, K., & Rashidov, A. (2026). Theoretical and fundamental directions of applying artificial intelligence in industrial enterprise management. *Global Economic Review*, 2(1), 68.