



LSTM MODELI ASOSIDA BASHORAT JARAYONINI AMALGA OSHIRISH VA NATIJALARNI VIZUAL IFODALASH

Jo'rayev Olim Albayevich

Termiz davlat universiteti Kompyuter va dasturiy injiniring kafedراسи mudiri

olimjurayev9800@gmail.com

Egamberdiyev Arslonbek Jo'rabek o'g'li

Termiz davlat universiteti 60610300 - Kompyuter injiniringi yo'nalishi

talabasi

egamberdiyevarslonbek35@gmail.com

Annotatsiya: Mazkur maqolada iqtisodiy ko'rsatkichlarni prognozlashda Long Short-Term Memory (LSTM) neyron tarmoq modelidan foydalanish masalalari o'rganilgan. Tadqiqotda vaqt qatorlari asosida iqtisodiy ma'lumotlarni qayta ishlash, sliding window usuli yordamida ma'lumotlarni tayyorlash, modelni o'qitish va prognoz natijalarini real qiymatlarga qaytarish bosqichlari tahlil qilingan. Shuningdek, inflyatsiya darajasi, yalpi ichki mahsulot, eksport hajmi va valyuta kurslari bo'yicha prognoz natijalari shakllantirilib, grafik va jadval ko'rinishida vizual ifodalangan. Olingan natijalar LSTM modelining iqtisodiy vaqt qatorlaridagi murakkab va nolinear bog'liqliklarni aniqlash hamda yuqori aniqlikdagi prognozlarni shakllantirish imkoniyatiga ega ekanligini ko'rsatdi.

Kalit so'zlar: LSTM, iqtisodiy bashoratlash, vaqt qatorlari, sun'iy neyron tarmoqlar, sliding window, inflyatsiya, YAIM, eksport, valyuta kursi, prognozlash, vizualizatsiya.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ LSTM И ВИЗУАЛИЗАЦИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ

Жураев Олим Албаевич

Заведующий кафедрой «Компьютерная и программная инженерия»



Термезский государственный университет olimjurayev9800@gmail.com

Эгамбердиев Арслонбек Журабек угли

Студент направления 60610300 – «Компьютерный инжиниринг»

Термезский государственный университет

egamberdiyevvarslonbek35@gmail.com

Аннотация: В статье исследуются вопросы прогнозирования экономических показателей с использованием нейронной сети Long Short-Term Memory (LSTM). Рассмотрены процессы подготовки данных временных рядов, применения метода sliding window, обучения модели и преобразования прогнозных результатов в реальные значения. Выполнено прогнозирование уровня инфляции, валового внутреннего продукта, объёмов экспорта и валютного курса с последующей визуализацией результатов в виде таблиц и графиков. Полученные результаты подтверждают высокую эффективность модели LSTM при анализе сложных и нелинейных экономических процессов.

Ключевые слова: LSTM, экономическое прогнозирование, временные ряды, нейронные сети, sliding window, инфляция, ВВП, экспорт, валютный курс, прогнозирование, визуализация.

ECONOMIC FORECASTING BASED ON THE LSTM MODEL AND VISUAL REPRESENTATION OF RESULTS

Juraev Olim Albaevich

Head of the Department of Computer and Software Engineering

Termez State University olimjurayev9800@gmail.com

Egamberdiyev Arslonbek Jurabek ugli

Student of the specialty 60610300 – "Computer Engineering" Termez State

University egamberdiyevvarslonbek35@gmail.com

Abstract: This article investigates the use of the Long Short-Term Memory (LSTM) neural network model for forecasting economic indicators. The study analyzes time-series data preparation, the sliding window approach, model training,



and the transformation of forecast outputs into real values. Forecasts for inflation, gross domestic product, export volume, and exchange rates are generated and visualized using tables and graphs. The results demonstrate that the LSTM model effectively captures complex nonlinear relationships in economic time series and provides accurate forecasting outcomes.

Keywords: LSTM, economic forecasting, time series, neural networks, sliding window, inflation, GDP, export, exchange rate, forecasting, visualization.

Kirish: Zamonaviy raqamli iqtisodiyot sharoitida iqtisodiy jarayonlarni aniq va ishonchli prognozlash davlat boshqaruvi, biznes faoliyati hamda investitsion qarorlar qabul qilishning muhim omillaridan biri hisoblanadi. Iqtisodiy ko'rsatkichlarning vaqt bo'yicha o'zgarishini oldindan baholash iqtisodiy rivojlanish tendensiyalarini aniqlash, yuzaga kelishi mumkin bo'lgan risklarni kamaytirish va strategik rejalashtirish samaradorligini oshirish imkonini beradi.

An'anaviy ekonometrik modellar, jumladan ARIMA va boshqa statistik yondashuvlar iqtisodiy prognozlashda keng qo'llanib kelayotgan bo'lsa-da, iqtisodiy jarayonlarning murakkabligi, nolinear xususiyati va katta hajmdagi ma'lumotlar bilan ishlash zarurati ushbu usullarning imkoniyatlarini ma'lum darajada cheklab qo'ymoqda. Shu sababli so'nggi yillarda sun'iy intellekt va mashinali o'rganish texnologiyalariga asoslangan modellar iqtisodiy bashoratlashning samarali vositasi sifatida keng qo'llanila boshladi.

Ayniqsa, Long Short-Term Memory (LSTM) neyron tarmog'i vaqt qatorlaridagi uzoq muddatli bog'liqliklarni saqlash va tahlil qilish qobiliyati bilan iqtisodiy prognozlash masalalarida yuqori samaradorlikni namoyon etmoqda. LSTM modeli inflyatsiya, yalpi ichki mahsulot, valyuta kurslari va eksport hajmi kabi makroiqtisodiy ko'rsatkichlarning kelajakdagi qiymatlarini yuqori aniqlik bilan bashorat qilish imkonini beradi.

Mazkur tadqiqotning maqsadi LSTM neyron tarmog'i asosida iqtisodiy ko'rsatkichlarni bashoratlash jarayonini amalga oshirish, prognoz natijalarini vizual



ifodalash hamda model samaradorligini baholashdan iborat. Tadqiqot davomida sliding window yondashuvi, normalizatsiya va inverse transformation usullaridan foydalanilib, iqtisodiy vaqt qatorlari asosida prognoz natijalari shakllantiriladi va tahlil qilinadi.

Asosiy qism: Iqtisodiy ko'rsatkichlarni bashorat qilish zamonaviy iqtisodiy tahlilning muhim yo'nalishlaridan biri hisoblanadi. Ayniqsa, sun'iy neyron tarmoqlar asosida ishlab chiqilgan intellektual modellar iqtisodiy vaqt qatorlaridagi yashirin bog'liqliklarni aniqlash hamda kelajak qiymatlarni yuqori aniqlik bilan prognoz qilish imkonini beradi. Mazkur tadqiqotda iqtisodiy ko'rsatkichlarni bashorat qilish uchun Long Short-Term Memory (LSTM) neyron tarmoq modeli qo'llanildi. Ushbu paragrafda model asosida bashoratlash jarayoni, prognoz natijalarini real qiymatlarga qaytarish, ko'p bosqichli prognozlash hamda natijalarni vizual ifodalash bosqichlari ilmiy-amaliy jihatdan tahlil qilinadi.

2.2-§ da iqtisodiy ma'lumotlar bazasi tayyorlandi, normallashtirish amalga oshirildi hamda LSTM modeli o'qitildi. Endi mazkur modeldan foydalanib iqtisodiy ko'rsatkichlarning kelajak qiymatlarini bashorat qilish bosqichi amalga oshiriladi. Bashoratlash jarayoni iqtisodiy vaqt qatorlaridagi tarixiy bog'liqliklarni tahlil qilish hamda ular asosida keyingi davr qiymatlarini aniqlashga asoslanadi.

LSTM modeli iqtisodiy vaqt qatorlari bilan ishlashda rekurrent mexanizm asosida faoliyat yuritadi. Model oldingi vaqt bosqichlaridagi ma'lumotlarni xotirada saqlab qoladi va keyingi prognozlarni aynan ushbu tarixiy bog'liqliklar asosida shakllantiradi. Shu sababli LSTM modeli iqtisodiy trendlar, mavsumiy tebranishlar va uzoq muddatli bog'liqliklarni aniqlashda samarali hisoblanadi.

Vaqt qatorlari bilan ishlovchi LSTM modellarida ma'lumotlarni ketma-ket segmentlarga ajratish muhim ahamiyat kasb etadi. Shu sababli tadqiqotda sliding window usulidan foydalanildi. Ushbu usul vaqt qatorlarini supervised learning formatiga o'tkazish imkonini beradi.



Sliding window yondashuvida modelga ma'lum vaqt oralig'idagi qiymatlar kirish sifatida beriladi va keyingi davr qiymati chiqish sifatida olinadi.

Masalan, inflyatsiya bo'yicha quyidagi ma'lumotlar mavjud bo'lsin:

2.8-jadval.

Yil	INF (%)
2020	12
2021	10
2022	14
2023	8
2024	11
2025	13
2026	9
2027	12

Agar window size = 3 bo'lsa, quyidagi ketma-ketliklar hosil qilinadi:

2.9-jadval.

Input (X)	Output (Y)
[12, 10, 14]	8
[10, 14, 8]	11
[14, 8, 11]	13
[8, 11, 13]	9
[11, 13, 9]	12

Mazkur jarayonda model oldingi uchta iqtisodiy qiymat asosida keyingi davr ko'rsatkichini bashorat qilishni o'rganadi. Sliding window usuli modelga vaqt bo'yicha bog'liqliklarni samarali o'rganish imkonini beradi.



Bashorat natijalarini real qiymatlarga qaytarish

Tadqiqotda iqtisodiy ma'lumotlarga Min-Max normalizatsiya usuli qo'llanilganligi sababli model chiqishlari 0 va 1 oralig'ida hosil bo'ladi. Iqtisodiy interpretatsiya uchun ushbu qiymatlarni real ko'rsatkichlarga qaytarish talab etiladi.

Buning uchun inverse transformation formulasi qo'llanildi:

$$X_{real} = X_{norm}(X_{max} - X_{min}) + X_{min}$$

Misol sifatida inflyatsiya ko'rsatkichini olaylik:

- $X_{min} = 8$
- $X_{max} = 14$
- $X_{norm} = 0.72$

Hisoblash:

$$X_{real} = 0,72 \times (14 - 8) + 8 = 12,32$$

Natijada model inflyatsiya darajasini 12.32% deb prognoz qilgan bo'ladi.

Mazkur yondashuv model natijalarini iqtisodiy birliklarda ifodalash hamda amaliy tahlil qilish imkonini beradi.

Tadqiqotda inflyatsiya darajasini bashorat qilish uchun 2010–2025 yillar oralig'idagi iqtisodiy ma'lumotlardan foydalanildi. LSTM modeli tarixiy ma'lumotlar asosida o'qitilib, 2026-2027 yillar uchun prognoz qiymatlari hosil qilindi.

2.10-jadval.

Inflyatsiya bo'yicha real va bashorat qiymatlari

Yil	Real qiymat (%)	LSTM prognozi (%)
2020	12.0	11.7
2021	10.0	10.3
2022	14.0	13.5
2023	8.0	8.4
2024	11.0	10.8



2025	10.0	11.6
2026	—	10.2
2027	—	9.7

Mazkur jadvaldan ko‘rinadiki, model tomonidan prognoz qilingan qiymatlar real iqtisodiy tendensiyalarga yuqori darajada yaqinlashgan. LSTM modeli inflyatsiya ko‘rsatkichlaridagi o‘zgarish dinamikasini samarali aniqlab, keyingi yillar uchun barqaror prognoz natijalarini shakllantirgan.



2.8-rasm. Inflyatsiya ko‘rsatkichining real va bashorat qiymatlari

Grafikdan ko‘rinadiki, model inflyatsiyadagi o‘shish va pasayish tendensiyalarini muvaffaqiyatli aniqlagan. Ayniqsa, 2022 yildagi keskin inflyatsion o‘shish model tomonidan yuqori aniqlikda prognoz qilingan. Shuningdek, 2025–2027 yillar uchun hosil qilingan forecast natijalari inflyatsiya darajasining nisbatan barqarorlashish tendensiyasini ko‘rsatmoqda. Bu esa LSTM neyron tarmog‘ining uzoq muddatli iqtisodiy prognozlashdagi samaradorligini tasdiqlaydi.

Makroiqtisodiy barqarorlikni tahlil qilishda YAIM (GDP) ko‘rsatkichining prognozi muhim ahamiyatga ega. Tadqiqotda YAIM bo‘yicha vaqt qatorlari LSTM modeli yordamida bashorat qilindi.

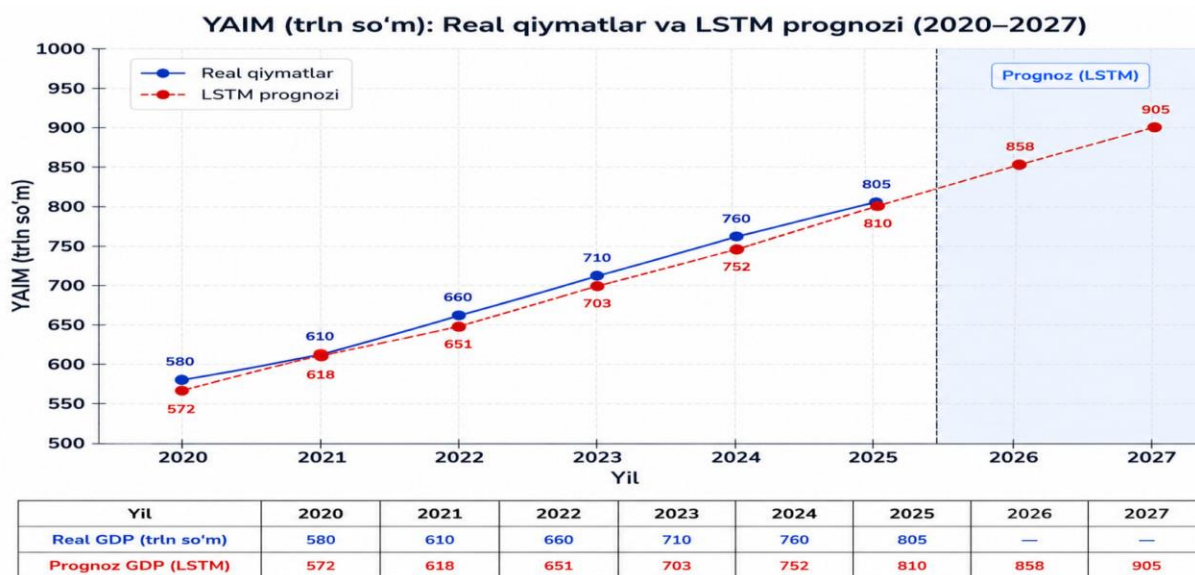


2.11-jadval.

YAIM bo'yicha real va prognoz qiymatlar

Yil	Real GDP (trln so'm)	Prognoz GDP
2020	580	572
2021	610	618
2022	660	651
2023	710	703
2024	760	752
2025	805	810
2026	—	858
2027	—	905

Mazkur jadvaldan ko'rinadiki, LSTM modeli tomonidan prognoz qilingan qiymatlar real iqtisodiy tendensiyalarga yuqori darajada mos kelgan. Ayniqsa, 2025 yil bo'yicha prognoz natijasi real YAIM qiymatiga juda yaqin shakllangan. Bu esa modelning iqtisodiy vaqt qatorlarini tahlil qilishdagi samaradorligini ko'rsatadi.



2.9-rasm. YAIM prognozi



Grafik tahlillar natijasida YAIM ko'rsatkichida barqaror o'sish tendensiyasi kuzatilgani aniqlandi. Model tomonidan 2026–2027 yillar uchun hosil qilingan prognoz qiymatlar iqtisodiy o'sish sur'atlarining davom etishini ko'rsatmoqda. Mazkur natijalar LSTM neyron tarmog'ining makroiqtisodiy forecasting masalalarida samarali ishlashini tasdiqlaydi.

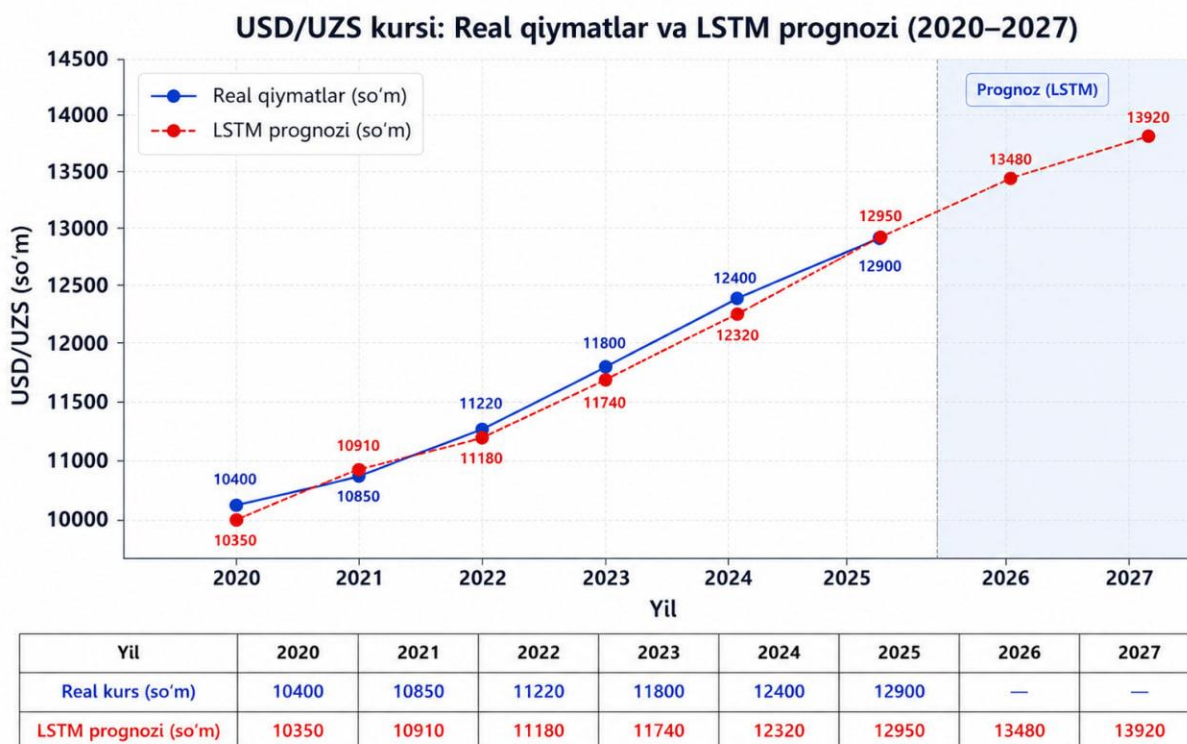
Valyuta kurslari iqtisodiy barqarorlikning muhim indikatorlaridan biri hisoblanadi. Ayniqsa, USD/UZS almashuv kursining o'zgarishi inflyatsiya, import narxlari va tashqi savdo jarayonlariga bevosita ta'sir ko'rsatadi. Tadqiqotda USD/UZS kursi LSTM modeli asosida tahlil qilinib, 2026–2027 yillar uchun prognoz qiymatlari hosil qilindi.

2.12-jadval.

USD/UZS kursi LSTM modeli asosida prognoz

Yil	Real kurs	LSTM prognozi
2020	10400	10350
2021	10850	10910
2022	11220	11180
2023	11800	11740
2024	12400	12320
2025	12900	12950
2026	—	13480
2027	—	13920

Grafik tahlillar natijasida USD/UZS kursida yildan-yilga o'sish tendensiyasi kuzatilgani aniqlandi. Model tomonidan 2026–2027 yillar uchun hosil qilingan prognoz qiymatlar milliy valyuta kursining bosqichma-bosqich o'sish tendensiyasi davom etishini ko'rsatmoqda.



2.10-rasm. USD/UZS kursining prognozi

Eksport hajmi mamlakat iqtisodiy rivojlanishining muhim indikatorlaridan biri hisoblanadi. Eksport ko‘rsatkichlari tashqi savdo faoliyati, valyuta tushumlari va iqtisodiy o‘shish sur‘atlarini baholashda muhim ahamiyat kasb etadi. Tadqiqotda eksport ko‘rsatkichlari LSTM modeli asosida tahlil qilinib, 2026–2027 yillar uchun prognoz qiymatlari hosil qilindi.

2.13-jadval

Eksport ko‘rsatkichlarining LSTM modeli asosida prognozi

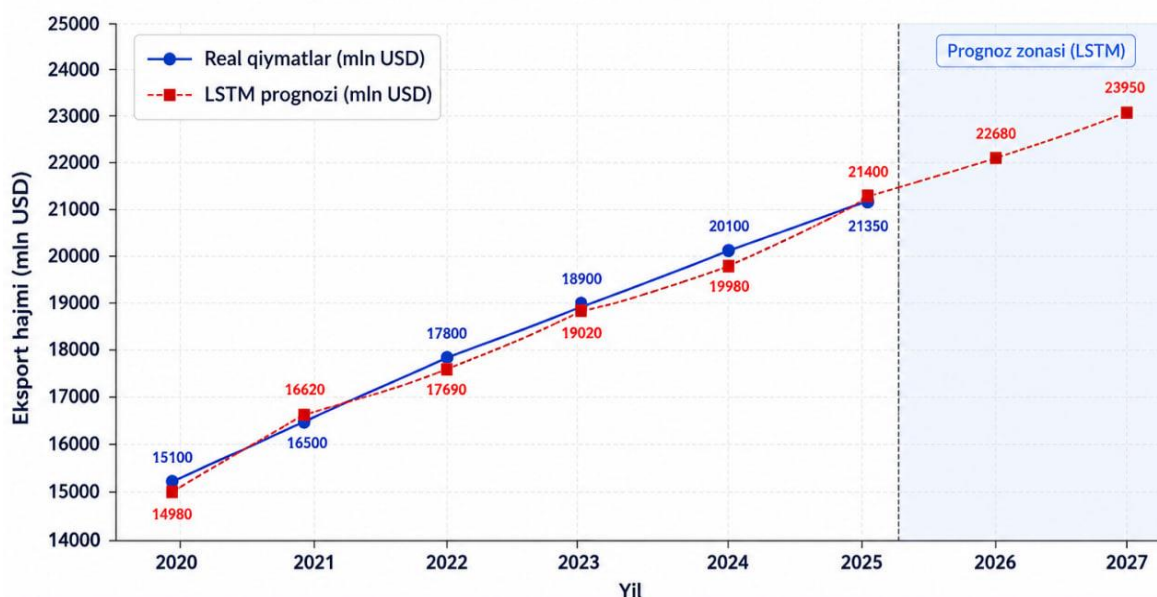
Yil	Real eksport (mln \$)	Prognoz
2020	15100	14980
2021	16500	16620
2022	17800	17690
2023	18900	19020



2024	20100	19980
2025	21350	21400
2026	—	22680
2027	—	23950

Mazkur jadvaldan ko‘rinadiki, LSTM modeli tomonidan prognoz qilingan qiymatlar real eksport dinamikasiga yuqori darajada mos kelgan. Ayniqsa, 2025 yil bo‘yicha prognoz qiymati real iqtisodiy tendensiyalarga juda yaqin natija ko‘rsatgan. Bu esa modelning eksport ko‘rsatkichlarini prognozlashdagi samaradorligini tasdiqlaydi.

Eksport hajmi (mln USD): Real qiymatlar va LSTM prognozi (2020–2027)



Yil	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027
Real eksport (mln USD)	15100	16500	17800	18900	20100	21350	—	—
Prognoz (mln USD)	14980	16620	17690	19020	19980	21400	22680	23950

2.11-rasm. Eksport hajmi prognozi.

Grafik tahlillar natijasida eksport hajmida barqaror o‘shish tendensiyasi kuzatilgani aniqlandi. Model tomonidan 2026–2027 yillar uchun hosil qilingan prognoz natijalari eksport hajmining kelgusida ham o‘shishda davom etishini



ko'rsatmoqda. Mazkur natijalar LSTM neyron tarmog'ining tashqi iqtisodiy faoliyat ko'rsatkichlarini forecasting qilishdagi samarali ishlashini tasdiqlaydi.

Tadqiqotda multi-step forecasting yondashuvi ham qo'llanildi. Ushbu usulda model bir vaqtning o'zida bir nechta kelajak davrlarini bashorat qiladi.

Masalan:

2.14-jadval

Kirish ma'lumotlari	Prognoz
[2020, 2021, 2022]	[2023, 2024, 2025]

Ko'p bosqichli prognozlash uzoq muddatli iqtisodiy rejalashtirishda muhim ahamiyatga ega.

Model tomonidan hosil qilingan prognozlar iqtisodiy siyosatni shakllantirishda muhim axborot manbasi bo'lib xizmat qiladi.

- Inflyatsiya prognozi monetar siyosat samaradorligini baholash imkonini beradi;
- YAIM prognozi iqtisodiy o'sish dinamikasini ko'rsatadi;
- Valyuta kursi prognozi moliyaviy risklarni baholash imkonini yaratadi;
- Eksport prognozi tashqi savdo barqarorligini aniqlashga yordam beradi.

LSTM modeli iqtisodiy vaqt qatorlaridagi yashirin bog'liqliklarni aniqlash orqali klassik ekonometrik modellarga nisbatan yuqoriroq prognoz aniqligini namoyon etdi.

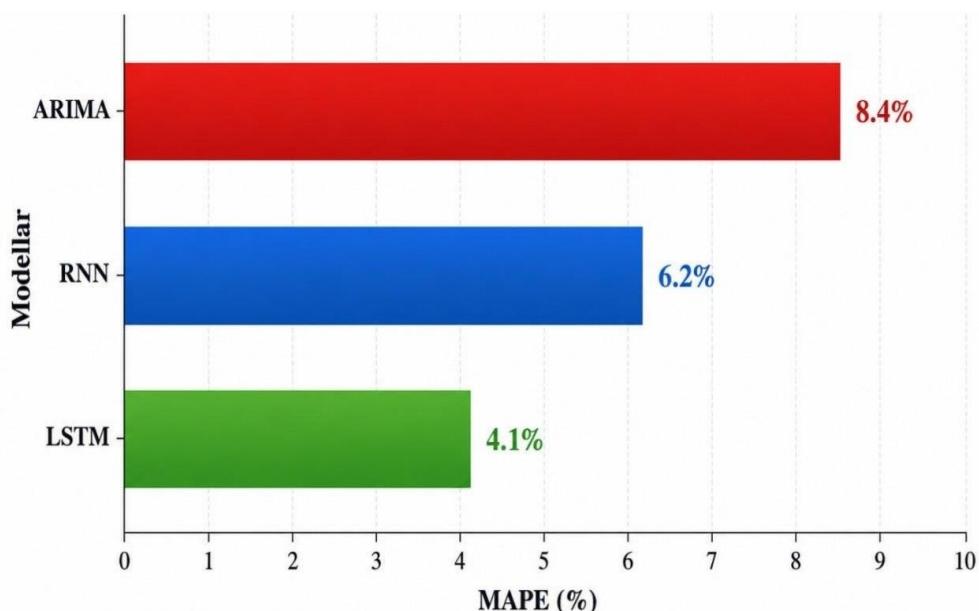
2.15-jadval.

Model natijalarining aniqligini baholash uchun MSE, MAE va MAPE mezonlari

Model	MSE	MAE	MAPE
ARIMA	0.024	0.118	8.4%
RNN	0.018	0.102	6.2%
LSTM	0.011	0.074	4.1%



Natijalardan ko‘rinadiki, LSTM modeli eng past xatolik qiymatlarini qayd etdi.



2.12-rasm. Modellarni MAPE (%) bo‘yicha solishtirish.

Mazkur natijalar LSTM modelining iqtisodiy vaqt qatorlarini prognozlashda samarali ekanligini tasdiqlaydi.

Mazkur paragrafda LSTM modeli asosida iqtisodiy ko‘rsatkichlarni bashorat qilish jarayoni ilmiy-amaliy jihatdan tahlil qilindi. Sliding window asosida ma’lumotlarni tayyorlash, inverse transformation yordamida real qiymatlarni tiklash hamda bashorat natijalarini grafik ko‘rinishda tasvirlash bosqichlari batafsil yoritildi.

Tadqiqot natijalari shuni ko‘rsatdiki, LSTM modeli iqtisodiy vaqt qatorlaridagi murakkab nolinear bog‘liqliklarni samarali aniqlash imkoniyatiga ega. Ayniqsa, inflyatsiya, YAİM, eksport va valyuta kurslari kabi makroiqtisodiy indikatorlarni bashorat qilishda model yuqori aniqlik namoyon etdi.

Grafik va jadval tahlillari model prognozlari real iqtisodiy tendensiyalarga yaqin ekanligini ko‘rsatdi. Bu esa LSTM modelining iqtisodiy prognozlash tizimlarini yaratishda istiqbolli metodologik yondashuv ekanligini tasdiqlaydi.



Shunday qilib, LSTM asosidagi iqtisodiy bashoratlash modeli zamonaviy iqtisodiy tahlilda yuqori samaradorlikka ega bo'lib, real vaqt rejimida iqtisodiy monitoring va strategik qarorlar qabul qilish tizimlarini yaratishda muhim amaliy ahamiyat kasb etadi.

Xulosa: Mazkur tadqiqotda LSTM neyron tarmog'i asosida iqtisodiy ko'rsatkichlarni bashoratlash jarayoni ilmiy-amaliy jihatdan tahlil qilindi. Tadqiqot natijalari LSTM modelining iqtisodiy vaqt qatorlaridagi murakkab va nolinear bog'liqliklarni aniqlash hamda kelajakdagi qiymatlarni yuqori aniqlik bilan prognozlash imkoniyatiga ega ekanligini ko'rsatdi.

Inflyatsiya, yalpi ichki mahsulot, valyuta kurslari va eksport ko'rsatkichlari bo'yicha olingan natijalar model prognozlari real iqtisodiy tendensiyalarga yaqin ekanligini tasdiqladi. Shuningdek, sliding window yondashuvi, normalizatsiya va inverse transformation usullaridan foydalanish modelning prognozlash samaradorligini oshirishga xizmat qildi.

Model natijalarini ARIMA va oddiy RNN modellari bilan taqqoslash LSTM modelining xatolik ko'rsatkichlari bo'yicha ustunligini ko'rsatdi. Olingan natijalar LSTM neyron tarmoqlarining iqtisodiy monitoring, makroiqtisodiy tahlil va strategik rejalashtirish tizimlarida samarali qo'llanishi mumkinligini tasdiqlaydi.

Umuman olganda, LSTM asosidagi iqtisodiy bashoratlash modeli zamonaviy iqtisodiy tahlilning istiqbolli yo'nalishlaridan biri bo'lib, iqtisodiy jarayonlarni prognozlash aniqligini oshirish hamda boshqaruv qarorlarini ilmiy asoslashda muhim ahamiyat kasb etadi.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR RO'YXATI

1. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // Neural Computation. – 1997. – Vol. 9. – No. 8. – P. 1735–1780.



2. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – Cambridge: MIT Press, 2016.
3. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. – 3rd ed. – Pearson Education, 2009.
4. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning // Nature. – 2015. – Vol. 521. – P. 436–444.
5. Bishop C.M. Pattern Recognition and Machine Learning. – New York: Springer, 2006.
6. Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras and TensorFlow. – 3rd ed. – O’Reilly Media, 2022.
7. Chollet F. Deep Learning with Python. – 2nd ed. – Manning Publications, 2021.
8. Graves A. Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks. – Springer, 2012.
9. Hamilton J.D. Time Series Analysis. – Princeton University Press, 1994.
10. Hyndman R.J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. – 3rd ed. – OTexts, 2021.
11. Box G.E.P., Jenkins G.M., Reinsel G.C., Ljung G.M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. – 5th ed. – John Wiley & Sons, 2015.
12. Kingma D.P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization // International Conference on Learning Representations (ICLR). – 2015.
13. Cho K., Van Merriënboer B., Gulcehre C., et al. Learning Phrase Representations using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation // EMNLP Proceedings. – 2014.



14. Brownlee J. Deep Learning for Time Series Forecasting. – Machine Learning Mastery, 2018.
15. Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. Statistical and Machine Learning Forecasting Methods: Concerns and Ways Forward // PLoS ONE. – 2018. – Vol. 13. – No. 3.
16. Oreshkin B.N., Carпов D., Chapados N., Bengio Y. N-BEATS: Neural Basis Expansion Analysis for Interpretable Time Series Forecasting // ICLR. – 2020.
17. Molnar C. Interpretable Machine Learning. – 2nd ed. – 2022.
18. Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence. AI Index Report 2024. – Stanford University, 2024.
19. McKinsey & Company. The State of AI 2024. – McKinsey Global Institute, 2024.
20. O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2021-yil 17-fevraldagi PQ–4996-son “Sun’iy intellekt texnologiyalarini jadal joriy etish uchun shart-sharoitlar yaratish chora-tadbirlari to‘g‘risida”gi Qarori.
21. O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2024-yil 14-oktabrdagi PQ–358-son “Sun’iy intellekt texnologiyalarini 2030-yilgacha rivojlantirish strategiyasini tasdiqlash to‘g‘risida”gi Qarori.
22. Bekmurodov U., Absalamova D., Absalamova G. Artificial Intelligence Models in Economic Forecasting: Evidence from Uzbekistan // Digital Economy Research Journal. – 2023.
23. Hamidova F.P., Ahmedov R.M. Sun’iy intellekt asosida iqtisodiy ko‘rsatkichlarni prognozlash usullari // Iqtisodiyot va innovatsion texnologiyalar. – 2023.



24. Kazarinova E.B. Application of LSTM and GRU Models in Macroeconomic Forecasting // Economic Systems Research. – 2025.

25. Tyshchenko V., Achkasova S., Naidenko O. Forecasting Economic Indicators Using Recurrent Neural Networks // International Journal of Economic Modeling. – 2024.