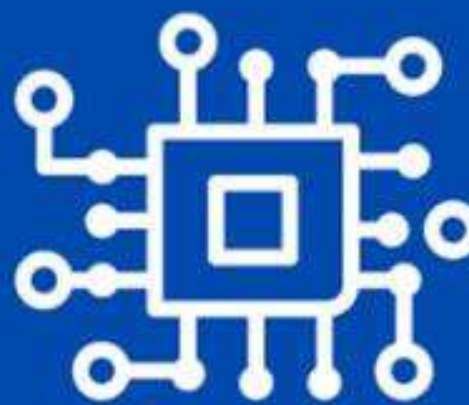




TECH SCIENCE

ISSN 3030-3702

**TEXNIKA FANLARINING
DOLZARB MASALALARI**

**TOPICAL ISSUES OF TECHNICAL
SCIENCES**



№ 9 (4) 2026

BOSH MUHARRIR:

ABBAZOV ILHOM ZAPIROVICH

TAHRIR HAY'ATI:

Usmankulov Alisher Kadirkulovich — Texnika fanlari doktori, professor, Jizzax, O'zbekiston;

Fayziyev Xomitxon – texnika fanlari doktori, professor, Toshkent, O'zbekiston;

Rashidov Yusuf Karimovich – texnika fanlari doktori, professor, Toshkent, O'zbekiston;

Adizov Bobirjon Zamirovich – Texnika fanlari doktori, professor, Toshkent, O'zbekiston;

Abdunazarov Jamshid Nurmuxamatovich — Texnika fanlari doktori, dotsent, Jizzax, O'zbekiston;

Eshonkulov Ravshan Abdurazakovich — Texnika fanlari doktori, dotsent, Qashqadaryo, O'zbekiston;

Umarov Shavkat Isomiddinovich – Texnika fanlari doktori, professor, Jizzax, O'zbekiston;

Bozorov G'ayrat Rashidovich – Texnika fanlari doktori, Buxoro, O'zbekiston;

Maxmudov Muxtor Jamolovich – Texnika fanlari doktori, Buxoro, O'zbekiston;

Asatov Nurmuxammad Abdunazarovich – Texnika fanlari nomzodi, professor, Jizzax, O'zbekiston;

Mamayev G'ulom Ibroximovich – Texnika fanlari bo'yicha falsafa doktori (PhD), Jizzax, O'zbekiston;

Ochilov Abduraxim Abdurasulovich – Texnika fanlari bo'yicha falsafa doktori (PhD), Buxoro, O'zbekiston.

OAK Ro'yxati

Mazkur jurnal O'zbekiston Respublikasi Oliy ta'lim, fan va innovatsiyalar vazirligi huzuridagi Oliy attestatsiya komissiyasi Rayosatining 2025-yil 8-maydagi 370-son qarori bilan texnika fanlari bo'yicha ilmiy darajalar yuzasidan dissertatsiyalar asosiy natijalarini chop etish tavsiya etilgan ilmiy nashrlar ro'yxatiga kiritilgan.

Muassislar: "SCIENCEPROBLEMS TEAM" mas'uliyati cheklangan jamiyati;
Jizzax politexnika instituti.

TECHSCIENCE.UZ- TEXNIKA**FANLARINING DOLZARB****MASALALARI** elektron jurnali

15.09.2023-yilda 130343-sonli

guvohnoma bilan davlat ro'yxatidan
o'tkazilgan.

TAHRIRIYAT MANZILI:

Toshkent shahri, Yakkasaroy tumani, Kichik
Beshyog'och ko'chasi, 70/10-uy.

Elektron manzil:

scienceproblems.uz@gmail.com

Barcha huquqlar himoyalangan.

© Scienceproblems team, 2026-yil

© Mualliflar jamoasi, 2026-yil

MUNDARIJA

Ataboyeva Shaxrizoda

EMPIRIK TAHLILLAR ASOSIDA OLIY TA'LIM BOSHQARUVI VA INDIVIDUAL
TA'LIM JARAYONLARINI TAKOMILLASHTIRISHDA SUN'IY INTELLEKTGA
ASOSLANGAN OPTIMALLASHTIRISH ALGORITMLARI 4-11

Turgunbaev Rashid

METAEXTRACT - KO'P TILLI ILMIY JURNALLARDAN BIBLIOGRAFIK
METAMA'LUMOTLARNI QOIDALARGA ASOSLANGAN EKSTRAKSIYA QILISH TIZIMI 12-18

Muqimova Anaxon

ADVANCED REAL-TIME TRAFFIC SIGN SEGMENTATION AND CLASSIFICATION USING
HYBRID DEEP CONVOLUTIONAL ARCHITECTURES ON GTSDB AND BENCHMARK
DATASETS 19-24

Pulatov G'iyos, Kabildjanov Aleksandr, Pulatova Gulxayo

SUST SHAKLLANGAN JARAYONLARNI BASHORATLASHDA INTELLEKTUAL
ALGORITMLARNI QIYOSIY TAHLILI 25-33

Usarkulova Feruza

AN INTEGRATED MODEL FOR AI-BASED FORECASTING OF TECHNICAL SERVICE
DEMAND AND OPTIMAL RESOURCE ALLOCATION IN AGRO-INDUSTRIAL
COMPLEXES 34-43

Botirov Munisbek

NUMERICAL MODELING AND OPTIMIZATION OF GROUNDWATER FILTRATION
PROCESSES USING COMPUTATIONAL ALGORITHMS 44-53

Гулямов Шухрат, Зайниддинова Зебинисо, Караханова Алсу

РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ ПОСТРОЕНИЯ ВИРТУАЛЬНЫХ ПРИБОРОВ
ЭКОЛОГИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ КАЧЕСТВА ПРОМЫШЛЕННОЙ ПРОДУКЦИИ 54-61

Каршиев Хумоюн, Хасанов Абдирашид

ПЕРСПЕКТИВНЫЕ СПОСОБЫ ПЕРЕРАБОТКИ КОБАЛЬТСОДЕРЖАЩИХ
ОТХОДОВ ЦИНКОВОГО ПРОИЗВОДСТВА 62-73

Xaytbayev Aybek

TAKOMILLASHTIRILGAN KUZATUVCHI QIDIRUV ALGORITMI ASOSIDA SIMSIZ SENSOR
TARMOQLARIDA ENERGIYA SAMARADOR KLASTER BOSH TUGUNINI TANLASH 74-88

Zokirov Islomjon, Nurillaev Ahadullo, Abdullaev Shavkat

INTEGRATED MATLAB/SIMULINK–SIMSCAPE MODELING AND PI-BASED CLOSED-LOOP
CONTROL OF A MICRO-HYDROPOWER PLANT 89-101

Qarshiboyev Asqar, Tursunov Ilhom

KOMPRESSOR USKUNALARINING OPTIMAL ISH REJIMINI ANIQLASH VA ELEKTR ENERGIYASI
ISTE'MOLI SAMARADORLIGINI BAHOLASH 102-112

SUST SHAKLLANGAN JARAYONLARNI BASHORATLASHDA INTELLEKTUAL ALGORITMLARNI QIYOSIY TAHLILI

Pulatov G'iyos Gofurjonovich

Tayanch doktorant, "TIQXMMI" Milliy tadqiqot universiteti

Email: giyospulatov1987@gmail.com

Tel: +91 117 11 48

ORCID: 0000-0002-8555-4699

Kabildjanov Aleksandr Sabitovich

Texnika fanlari nomzodi,

"TIQXMMI" Milliy tadqiqot universiteti

Email: kabildjanov@yandex.com

Tel: +50 090 12 36

Pulatova Gulxayo Azamjon qizi

assistent, Farg'ona davlat texnika universiteti

Email: gulxayopulatova1995@gmail.com

Tel: +91 117 11 48

Annotatsiya: Maqolada sust shakllangan jarayonlarni bashoratlashda to'rt xil algoritmi (MLP, ANFIS, LSTM, GRU) qiyosiy tahlil qilindi. Natijalarga ko'ra, eng yuqori aniqlikni MLP modeli ($R^2=0,613$) ko'rsatdi. Barcha modellar aniqligi chegaralanganligi ($R^2\approx 0,55-0,61$) sababli, samaradorlikni oshirish uchun ularni ansambl ko'rinishida birlashtirish zarurligi asoslandi.

Kalit so'zlar: sust shakllangan jarayonlar, bashoratlash, vaqt qatorlari, qiyosiy tahlil, neyron tarmoqlar.

COMPARATIVE ANALYSIS OF INTELLIGENT ALGORITHMS IN FORECASTING POORLY STRUCTURED PROCESSES

Pulatov Giyos

PhD student, "TIAME" National Research University

Kabildjanov Aleksandr

Candidate of Technical Sciences,

"TIAME" National Research University

Pulatova Gulkhayo

Assistant, Fergana State Technical University

Annotation. The article presents a comparative analysis of four algorithms (MLP, ANFIS, LSTM, GRU) for predicting poorly structured processes. The MLP model showed the highest accuracy ($R^2=0.613$). Due to the limited accuracy of all models ($R^2\approx 0.55-0.61$), the necessity of combining them into an ensemble to improve efficiency is justified.

Keywords: poorly structured processes, forecasting, time series, comparative analysis, neural networks.

DOI: <https://doi.org/10.47390/ts-v4i9y2026N04>

Kirish.

Amaliy masalalarning katta qismi qat'iy matematik qonuniyat bilan to'liq ifodalab bo'lmaydigan, ko'p sonli zaif rasmiylashtiriladigan omillar ta'sirida shakllanadigan jarayonlarga taalluqli. Bunday jarayonlar adabiyotda sust shakllangan jarayonlar deb yuritiladi: ularning tuzilishi qisman ma'lum, kirish va chiqish o'zgaruvchilari o'rtasidagi bog'lanish noaniq, kuzatuv qatorlarida esa sezilarli shovqin mavjud bo'ladi [1, 17]. Aynan shu xususiyatlar tufayli klassik statistik usullar, jumladan ARIMA oilasidagi modellar, ko'pincha yetarli aniqlik bermaydi, shu sababli tadqiqotchilar intellektual - neyron tarmoq va neyronoravshan - usullarga murojaat qiladi [8, 9].

Sust shakllangan jarayon tushunchasi qaror qabul qilish nazariyasidan kelib chiqadi: bunday masalalarda maqsad va cheklovlar to'liq rasmiylashtirilmagan, yechim algoritmi esa oldindan ma'lum emas [1]. Texnik kuzatuv qatorlari nuqtai nazaridan bu jarayonlar uchta belgi bilan ajralib turadi - ko'p omilli ta'sir, omillar o'rtasidagi nochiziqli va nostatsionar bog'lanish hamda yuqori darajadagi tasodifiy tashkil etuvchi [17]. Aynan shu uchta xususiyat birgalikda klassik regression va avtoregression modellarning imkoniyatini cheklaydi, chunki ular ko'pincha bog'lanishning chiziqli yoki barqaror bo'lishini taxmin qiladi. Intellektual algoritmlar esa bog'lanish shaklini oldindan belgilamasdan, ma'lumotdan o'zi o'rganadi, shu bois bunday jarayonlarni modellashtirishda afzalroq hisoblanadi.

Bugungi kunda bunday masalalarda asosan to'rtta model oilasi qo'llaniladi. Ko'p qatlamli perseptron ixtiyoriy uzluksiz funksiyani istalgan aniqlikda yaqinlashtira oladigan universal approksimatsiya bo'lib [2, 3], tabaqalashtirilgan belgilar asosida ishlaganda kuchli bazaviy model hisoblanadi. ANFIS Sugeno-TSK ko'rinishidagi noravshan qoidalarni neyron tarmoq bilan birlashtiradi va modelga ma'lum darajada talqin qilinuvchanlik beradi [4]. Vaqtga oid bog'lanishlarni bevosita ketma-ketlikdan o'rganish uchun esa rekurrent tarmoqlar - uzoq-qisqa muddatli xotira tarmog'i [5] va undan soddalashtirilgan boshqariladigan rekurrent blok [6] - mo'ljallangan. Ko'plab ketma-ketlikni modellashtirish masalalarida LSTM bilan GRU bir-biriga yaqin natija berishi ko'rsatilgan [7].

So'nggi yillarda vaqt qatorlarini bashoratlashda ushbu model oilalarini qiyoslashga bag'ishlangan ko'plab ishlar e'lon qilingan. Ularda umumiy bir manzara kuzatiladi: chuqur rekurrent modellar uzun va kuchli mavsumiy tuzilmaga ega qatorlarda afzallik beradi, qisqa, shovqinli yoki kichik hajmli ma'lumotda esa soddalashtirilgan ko'pincha ulardan qolishmaydi [11]. Yirik bashoratlash musobaqalari natijalari ham xuddi shu xulosani qo'llab-quvvatlaydi - murakkablikni oshirish avtomatik tarzda aniqlikni oshirmaydi [11]. Shunga qaramay, sust shakllangan kunlik jarayonlar uchun, ayniqsa tabaqalashtirilgan belgilar bilan ishlaganda, model oilalarini bir xil va qat'iy sxemada qiyoslaydigan ishlar yetarli emas. Ushbu maqola ana shu bo'shliqni to'ldirishga qaratilgan.

Adabiyotda chuqur rekurrent modellar ko'pincha soddalashtirilgan tarmoqlardan ustun deb baholanadi. Biroq amaliy, shovqinli va sust shakllangan kunlik qatorlarda, ayniqsa kirish belgilari oldindan tabaqalashtirilgan - kechikish va kalendar belgilari kiritilgan - holatda, bu ustunlik har doim ham saqlanmaydi. Yana bir muammo qiyosiy ishlardagi baholash metodikasi bilan bog'liq: vaqt qatorini tasodifiy aralashtirib ajratish avtokorrelatsiya hisobiga aniqlikni sun'iy ravishda oshirib yuboradi [10]. Shu bois qaysi model oilasi haqiqatan ham ustunligi va alohida model erisha oladigan aniqlik chegarasi qanchaligi ochiq savol bo'lib qolmoqda.

Ushbu ishning maqsadi - to'rtta intellektual algoritmni bir xil shart-sharoitda, metodik jihatdan asoslangan baholash sxemasi asosida qiyoslab, sust shakllangan jarayon uchun ularning nisbiy samaradorligini va aniqlik chegarasini aniqlashdan iborat. Sinov ob'yekti sifatida ob-havo va geliofizik omillar ta'sirida shakllanadigan kunlik kasallik murojaatlari qatori olindi; u bu yerda faqat sust shakllangan jarayonning tipik vakili sifatida qaraladi va olingan xulosalar shu sinfdagi boshqa jarayonlarga ham taalluqli.

Materiallar va usullar.

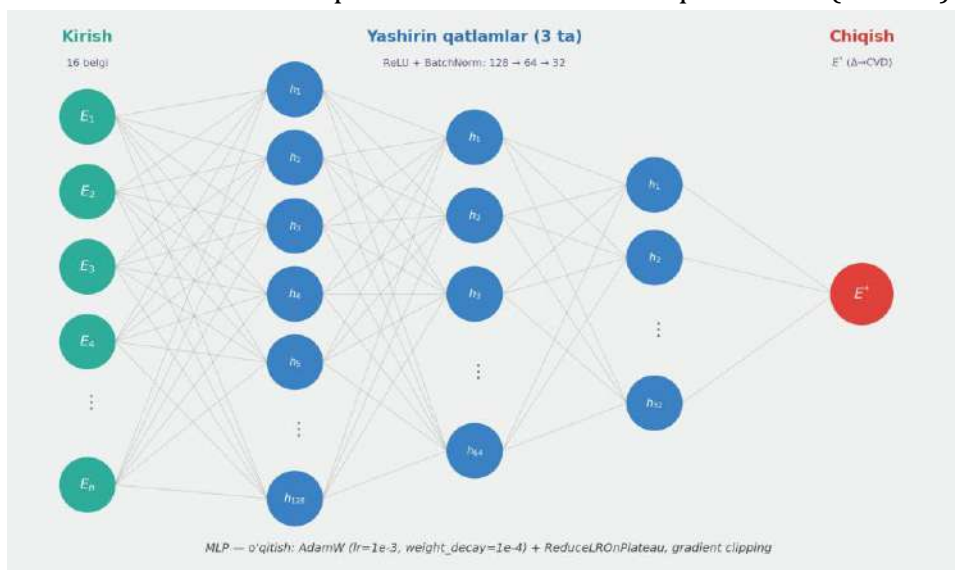
Tadqiqotda ko'p yillik kunlik kuzatuvlardan tashkil topgan vaqt qatoridan foydalanildi. Har bir kuzatuv 16 ta kirish belgisi bilan tavsiflanadi: meteorologik omillar, geliofizik ko'rsatkichlar, shuningdek kalendar va kechikish belgilari. Maqsad o'zgaruvchisi logarifmik miqyosga keltirildi - bu taqsimotning qiyaligini kamaytiradi va katta qiymatlarning model xatosiga nomutasosib ta'sirini yumshatadi.

Modellar absolyut qiymatni emas, balki bir kunlik kechikishga nisbatan o'zgarishni bashorat qilishga o'rgatildi. Bunday yondashuv o'qitish va sinov davrlari o'rtasidagi tendensiya siljishini bartaraf etadi. Agar model absolyut qiymatni bashorat qilsa, kelgusi davrdagi umumiy darajaning o'zgarishi xatoni keskin oshiradi; deltani bashorat qilishda esa model davrga bog'liq bo'lmagan barqaror bog'lanishlarni o'rganadi.

Qator vaqt bo'yicha o'qitish, validatsiya va sinov to'plamlariga ajratildi; tasodifiy aralashtirishdan ataylab voz kechildi. Ajratish nisbati taxminan 70% o'qitish, 15% validatsiya va 15% sinov ko'rinishida olindi, bunda eng so'nggi davr sinov uchun ajratildi. Vaqt qatorlarida qo'shni kuzatuvlar bir-biri bilan kuchli korrelyatsiyada bo'lgani uchun tasodifiy aralashtirish kelajak ma'lumotini o'tmishga "sizdirib", aniqlikni asossiz oshiradi [10]. Shu sababli sinov to'plami doimo o'qitish davridan keyingi vaqt oralig'iga to'g'ri keladi va baholash real bashoratlash sharoitini aks ettiradi. Validatsiya to'plami erta to'xtatish va o'rganish tezligini moslash uchun ishlatildi, modelni yakuniy tanlash esa faqat sinov to'plamida bir marta amalga oshirildi.

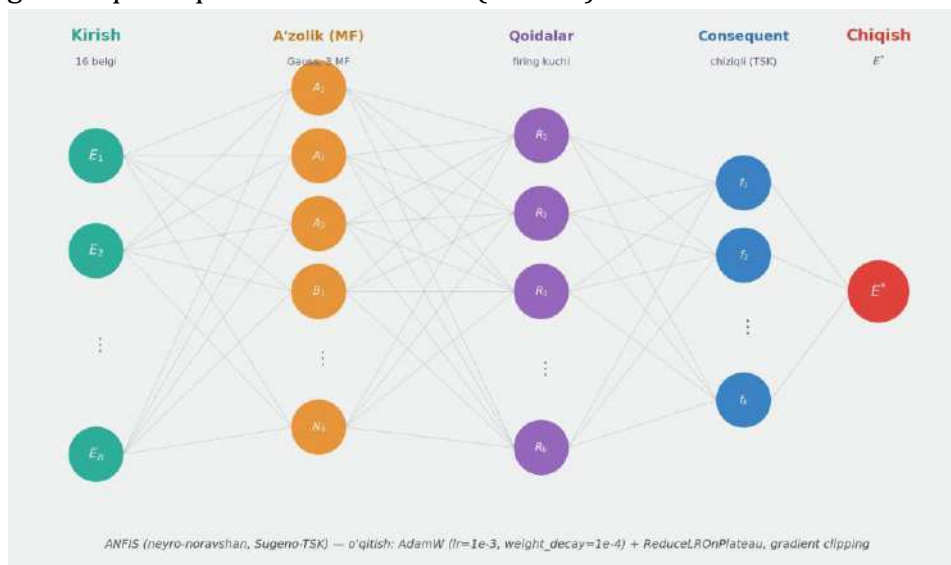
To'rtala model PyTorch muhitida amalga oshirildi. Ularning tuzilishi 1-4-rasmlarda keltirilgan.

Ko'p qatlamli perseptron 16 ta kirish belgisidan uchta yashirin qatlam orqali o'tadi; har bir qatlamda ReLU faollashtirish va paketli normallashtirish qo'llaniladi (1-rasm).



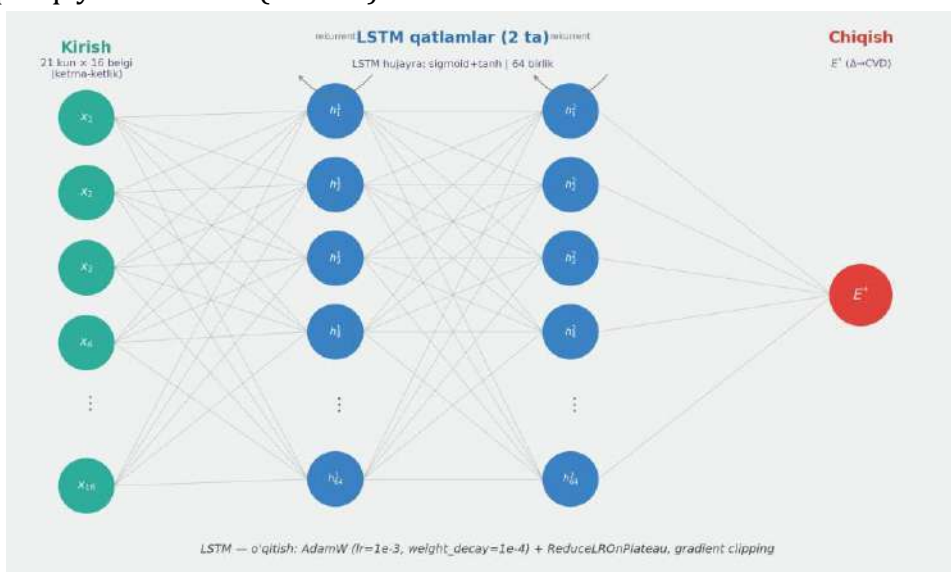
1-rasm. MLP arxitekturası.

ANFIS modelida har bir kirish belgisi uchun uchta Gauss a'zolik funksiyasi belgilanadi; qoidalar qatlami ularning firing kuchini hisoblaydi, consequent qatlami esa Sugeno-TSK ko'rinishidagi chiziqli chiqishni shakllantiradi (2-rasm).



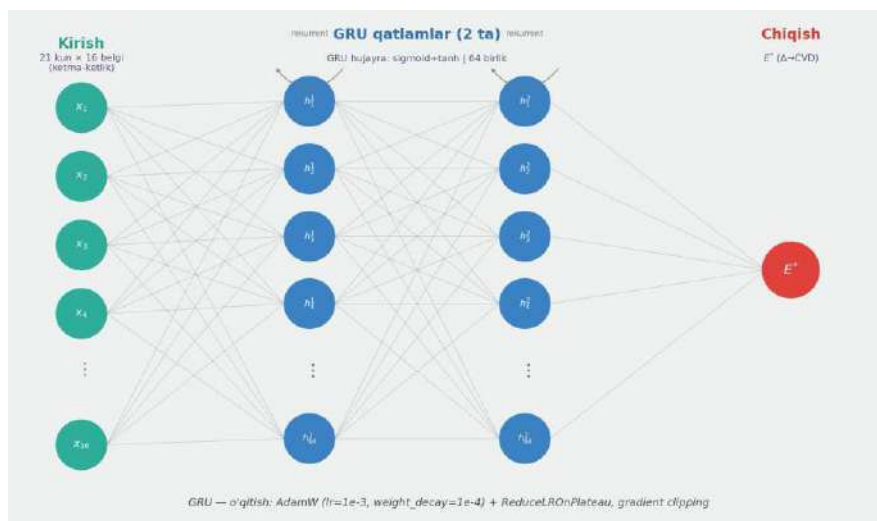
2-rasm. ANFIS arxitekturası.

LSTM tarmog'iga kirish sifatida 21 kunlik oyna beriladi; ketma-ketlik ikkita LSTM qatlami orqali qayta ishlanadi (3-rasm).



3-rasm. LSTM arxitekturası.

GRU tarmog'i LSTM bilan bir xil tuzilishga ega bo'lib, undan farqi faqat hujayra turida: bu yerda boshqariladigan rekurrent blok ishlatiladi (4-rasm).



4-rasm. GRU arxitekturası.

Barcha modellar bir xil sozlamalarda o'qitildi: optimallashtiruvchi AdamW, o'rganish tezligini platoda kamaytirish, gradientni kesish va validatsiya bo'yicha erta to'xtatish. Tasodifiylik ta'sirini baholash uchun har bir model turli boshlang'ich qiymatlar bilan bir necha marta qayta o'qitildi.

Aniqlik sinov to'plamida determinatsiya koeffitsiyenti, o'rtacha mutlaq xato va o'rtacha kvadratik xato ildizi orqali o'lchandi. Hisoblash xarajatini baholash uchun eng yaxshi natijaga erishilgan epoxa, shu epoxagacha ketgan vaqt va umumiy o'qitish vaqti qayd etildi. Barcha ko'rsatkichlar takroriy o'qitishlar bo'yicha o'rtacha $\pm$ standart og'ish ko'rinishida keltiriladi.

Determinatsiya koeffitsiyenti modelning dispersiyani tushuntirish ulushini, MAE va RMSE esa xatoning o'rtacha kattaligini baholaydi. Ular quyidagicha aniqlanadi:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}$$

$$MAE = (1/n) \cdot \sum |y_i - \hat{y}_i|, \quad RMSE = \sqrt{[(1/n) \cdot \sum (y_i - \hat{y}_i)^2]}$$

R^2 birga qancha yaqin bo'lsa, model shuncha yaxshi; MAE va RMSE esa qancha kichik bo'lsa, shuncha yaxshi. RMSE katta xatolarga MAE ga qaraganda sezgirroq bo'lgani uchun ikkala ko'rsatkich birgalikda keltiriladi.

Natijalar

To'rtta modelning sinov to'plamidagi yakuniy ko'rsatkichlari 1-jadvalda keltirilgan.

1-jadval.

Modellarning sinov to'plamidagi ko'rsatkichlari

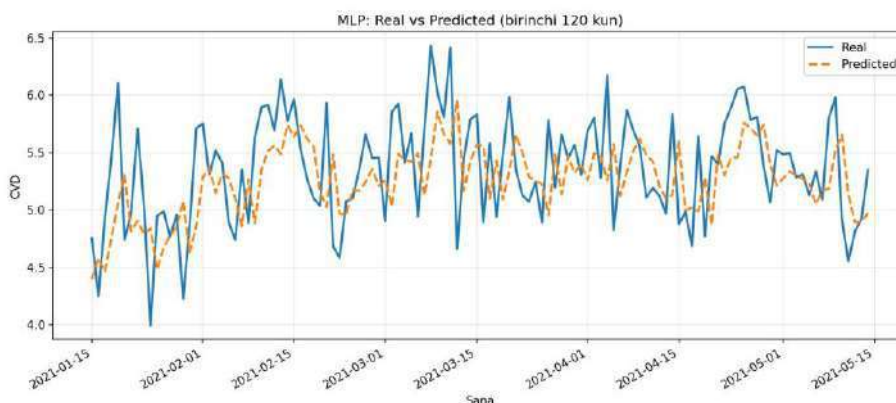
Model	R^2	MAE	RMSE	Eng yaxshi epoxa	Vaqt, s	Umumiy vaqt, s
MLP	0,613	0,379	0,486	39	6,5	13,3
ANFIS	0,578	0,395	0,508	42	3,8	7,4
GRU	0,555	0,403	0,522	17	25,7	85,3
LSTM	0,551	0,404	0,524	13	20,5	84,9

Aniqlik bo'yicha eng yaxshi natijani MLP modeli berdi: $R^2=0,613$, $MAE=0,379$ va $RMSE=0,486$. ANFIS undan biroz orqada, GRU va LSTM esa bir-biriga juda yaqin qiymatlar bilan oxirgi o'rinlarda joylashdi. E'tiborli jihati shundaki, to'rtala model R^2 qiymati bo'yicha atigi 0,06 ga farq qiladi, ya'ni ularning aniqligi $R^2 \approx 0,55-0,61$ tor oralig'ida zich to'plangan.

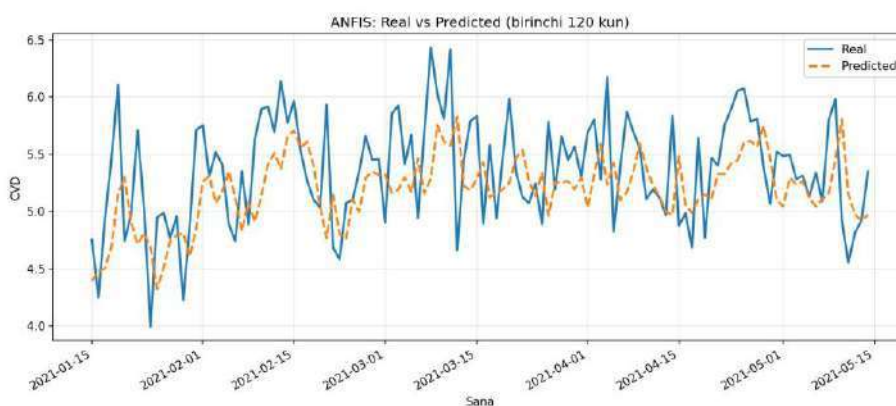
Hisoblash xarajatidagi farq esa ancha sezilarli. Rekurrent modellar eng yaxshi natijaga kamroq epoxada yetib keldi, biroq umumiy o'qitish vaqti bo'yicha qimmatga tushdi: LSTM va GRU uchun taxminan 85 soniya, MLP uchun 13 soniya va ANFIS uchun atigi 7 soniya. Demak, rekurrent tarmoqlar olti baravardan ortiq ko'p vaqt talab qilgani holda aniqlik bo'yicha hech qanday ustunlik bermadi.

5–8-rasmlarda har bir modelning sinov davridagi haqiqiy va bashoratli qiymatlari tasvirlangan. To'rtala model ham qatorning umumiy shaklini va asosiy tebranishlarini izchil ilg'aydi, biroq keskin cho'qqilarni biroz silliqlashtiradi. GRU va LSTM bashoratlari ayrim cho'qqilarni vizual jihatdan biroz aniqroq takrorlaydi, ammo bu R^2 qiymatining oshishiga olib kelmaydi - bu rekurrent modellarning shovqinli kunlik ma'lumotda ortiqcha moslashuv tomon og'ishini bildiradi.

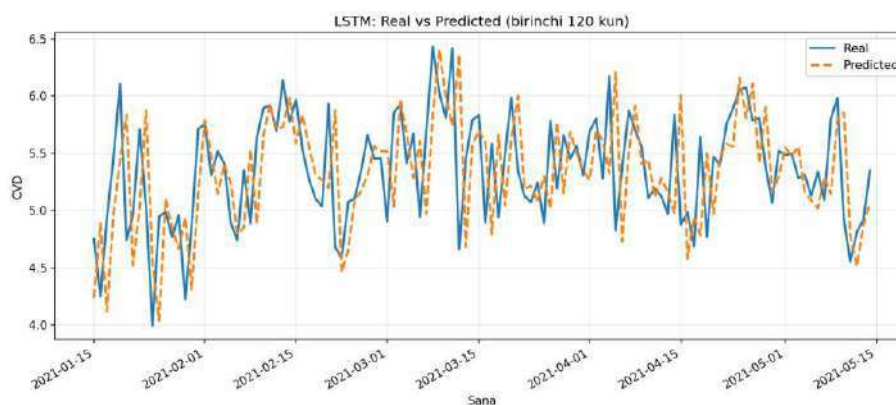
Ko'rsatkichlarni nisbiy ko'rinishda qaraganda farq yanada oydinlashadi. MLP xatosi eng yomon natija ko'rsatgan LSTM ga nisbatan taxminan 7% kichik, MAE bo'yicha esa MLP LSTM dan qariyb 6% aniqroq. Bu farqlar takroriy o'qitishlardagi standart og'ishdan sezilarli darajada katta, shu sababli ularni tasodifiy emas, balki barqaror deb hisoblash mumkin. Shu bilan birga, farqning mutlaq kattaligi kichik bo'lib, bu yana o'sha umumiy xulosani - modellar bir xil aniqlik chegarasiga yaqinlashayotganini - mustahkamlaydi.



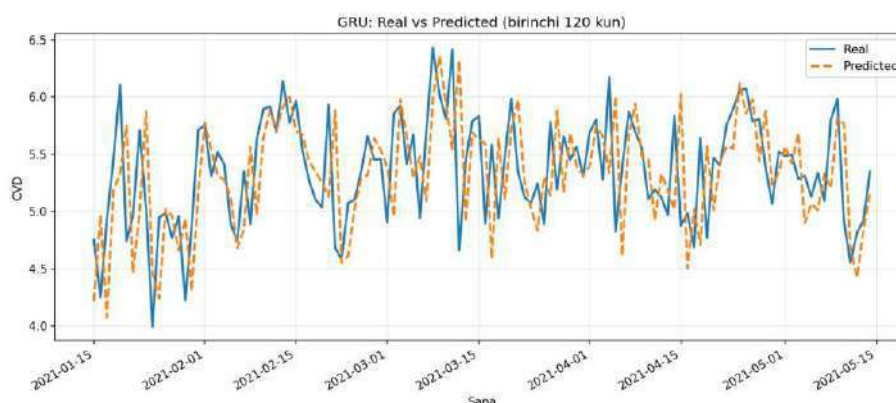
5-rasm. MLP — haqiqiy va bashoratli qiymatlar.



6-rasm. ANFIS — haqiqiy va bashoratli qiymatlar.



7-rasm. LSTM — haqiqiy va bashoratli qiymatlar.



8-rasm. GRU - haqiqiy va bashoratli qiymatlar.

Muhokama

Olingan natijalardagi eng muhim jihat - MLPning rekurrent modellardan ustun chiqishi. Bu birinchi qarashda kutilmagandek tuyulsa-da, mantiqiy izohga ega. Kirish belgilari tarkibiga kechikish va kalendar belgilari kiritilgani sababli, vaqtga oid tuzilma allaqachon statik belgilar vektoriga kodlangan bo'ladi. Natijada rekurrent modellarning asosiy ustunligi - xom ketma-ketlikdan vaqtli bog'lanishlarni mustaqil o'rganish qobiliyati - deyarli ortiqcha bo'lib qoladi. Qisqa xotirali, shovqinli kunlik qatorda esa LSTM va GRU darvozalari ko'pincha foydali signalni emas, shovqinni o'rganadi. Bu xulosa sodda usullar murakkab modellar bilan teng yoki ulardan yaxshiroq natija berishi mumkinligi haqidagi keng tarqalgan kuzatuvlarga [11] va LSTM bilan GRUning o'zaro yaqinligiga [7] mos keladi.

ANFIS oraliq o'rinni egallaydi. Uning noravshan bo'linishi modelga qo'shimcha nochiziqlilik va talqin qilinuvchanlik beradi, biroq aniqlik darajasi baribir o'sha umumiy chegaraga uriladi. Shu tariqa, model murakkabligini oshirish bu jarayonda aniqlikning sezilarli o'sishini ta'minlamaydi.

Eng diqqatga sazovor natija - barcha modellarning $R^2 \approx 0,6$ atrofida zich to'planishi. Buni sozlash kamchiligi emas, balki ushbu sust shakllangan jarayonning alohida model doirasidagi tabiiy aniqlik chegarasi deb talqin qilish to'g'riroq. Tushuntirilmagan taxminan 40% dispersiya jarayonning haqiqatan ham zaif rasmiylashtirilgan, qisman tasodifiy tabiatini aks ettiradi: yagona modelning ifoda kuchini oshirish bilan bu qoldiqni jiddiy kamaytirib bo'lmaydi.

Modellarni tanlashda aniqlikdan tashqari talqin qilinuvchanlik va joriy etish qulayligi ham muhim. ANFIS noravshan qoidalar ko'rinishida ishlagani uchun uning qarorlarini mutaxassisga tushuntirish nisbatan oson, bu esa tibbiy va boshqaruv sohalarida amaliy

ahamiyatga ega. MLP esa soddaligi, tez o'qitilishi va kam resurs talab qilishi bilan ajralib turadi. Rekurrent modellar bunday sharoitda na aniqlik, na talqin qilinuvchanlik bo'yicha aniq ustunlik bermaydi, shu bois ularni faqat ketma-ketlikdagi uzoq bog'lanish hal qiluvchi rol o'ynaydigan masalalarda qo'llash o'rinli. Demak, model tanlash masalaning xususiyatiga bog'liq bo'lib, yagona "universal eng yaxshi" model mavjud emas - bu ham ansambl yondashuvini, ya'ni vaziyatga qarab modellarni moslashuvchan birlashtirishni asoslaydi.

Ansamblga o'tishning nazariy asosi xatolarning o'zaro bog'liqligida yotadi. Agar modellarning bashorat xatolari to'liq bir xil bo'lsa, ularni birlashtirishdan foyda bo'lmaydi; biroq turli oilaga mansub modellar ko'pincha turli vaziyatlarda xato qiladi. Bunday qisman bog'liq bo'lmagan xatolar o'rtachalashtirilganda yoki adaptiv tarzda birlashtirilganda qisman o'zaro so'nadi, natijada umumiy xato har bir alohida modelnikidan kichik bo'lishi mumkin. Shu nuqtai nazardan, 1-jadvalda kuzatilgan modellar o'rtasidagi tartib va ularning vizual farqlari (5-8-rasm) ansambl uchun foydali, chunki ular xatolarning to'liq mos kelmasligini bildiradi.

Amaliy nuqtai nazardan xulosa aniq: bu sinf masalalarda rekurrent modellar yuqori hisoblash xarajatini oqlamaydi, MLP va ANFIS esa ancha tejamkor. Aniqlik chegarasidan o'tishning tabiiy yo'li - bir nechta modelni ansambl ko'rinishida birlashtirib, ularning xatolarini qisman o'zaro so'ndirishdir. Aynan shu kuzatuv keyingi bosqich - adaptiv ansambl usullari uchun empirik asos bo'lib xizmat qiladi [16, 18]. Ishning cheklovlari sifatida tahlil bitta sinov ob'yekti, kunlik diskretlik va aniq belgilar to'plami bilan chegaralanganini ko'rsatish lozim; boshqa ma'lumotlarda mutlaq aniqlik chegarasi siljishi mumkin.

Xulosa

Bir xil va metodik jihatdan asoslangan shart-sharoitda o'tkazilgan qiyosiy tahlil quyidagilarni ko'rsatdi. Birinchidan, alohida modellar orasida eng yuqori aniqlikni MLP berdi, undan keyin ANFIS, so'ng GRU va LSTM joylashdi. Ikkinchidan, to'rtala model aniqligi $R^2 \approx 0,55-0,61$ tor oralig'ida to'plangan bo'lib, rekurrent modellar yuqori hisoblash xarajatiga qaramay ustunlik bermadi. Uchinchidan, kuzatilgan 0,6 atrofidagi aniqlik chegarasi tasodifiy emas, balki sust shakllangan jarayonning yagona model doirasidagi ob'yektiv xususiyatidir.

Olingan natijalar ikki yo'nalishda amaliy ahamiyatga ega. Birinchidan, ushbu sinf masalalarda hisoblash resurslari cheklangan sharoitda MLP yoki ANFIS dan foydalanish maqsadga muvofiq, chunki ular rekurrent modellar darajasidagi aniqlikni ancha kam vaqt evaziga beradi. Ikkinchidan, alohida modelning aniqlik chegarasi belgilab olingani keyingi tadqiqotning aniq vazifasini shakllantiradi: bu chegaradan o'tish uchun modellarni adaptiv ansambl ko'rinishida birlashtirish hamda har bir vaziyatga eng mos algoritmn dinamik tanlash usullarini ishlab chiqish lozim. Mazkur yo'nalish muallifning keyingi ishlarida rivojlantiriladi [16, 18].

Adabiyotlar/Литература/References:

1. Simon H.A. The structure of ill-structured problems // Artificial Intelligence. 1973. Vol. 4, № 3-4. P. 181-201.
2. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. Learning representations by back-propagating errors // Nature. 1986. Vol. 323. P. 533-536.
3. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators // Neural Networks. 1989. Vol. 2, № 5. P. 359-366.
4. Jang J.-S.R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1993. Vol. 23, № 3. P. 665-685.

5. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory // Neural Computation. 1997. Vol. 9, № 8. P. 1735–1780.
6. Cho K., van Merriënboer B., Gulcehre C. va b. Learning phrase representations using RNN encoder–decoder for statistical machine translation // Proceedings of EMNLP. 2014. P. 1724–1734.
7. Chung J., Gulcehre C., Cho K., Bengio Y. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling // arXiv:1412.3555. 2014.
8. Box G.E.P., Jenkins G.M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. San Francisco: Holden-Day, 1976. 575 p.
9. Zhang G.P. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model // Neurocomputing. 2003. Vol. 50. P. 159–175.
10. Bergmeir C., Benítez J.M. On the use of cross-validation for time series predictor evaluation // Information Sciences. 2012. Vol. 191. P. 192–213.
11. Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. Statistical and machine learning forecasting methods: concerns and ways forward // PLoS ONE. 2018. Vol. 13, № 3. e0194889.
12. Loshchilov I., Hutter F. Decoupled weight decay regularization // International Conference on Learning Representations (ICLR). 2019.
13. Pulatov G., Pulatova G. Neural network prediction of the frequency of admission of patients with cardiovascular diseases to clinical institutions // Eureka Journal of Artificial Intelligence and Data Innovation (EJAIDI). 2026. Vol. 2, Issue 3.
14. Pulatov G. Development of an ANFIS neuro-fuzzy model for forecasting weakly structured processes // Modern American Journal of Engineering, Technology and Innovation. 2026. Vol. 2, Issue 3.
15. Kabildjanov A.S., Pulatov G. Neural network forecasting of “Quality of the Day” for the category of people sensitive to weather with cardiovascular diseases // Journal of Communications Software and Systems. 2025. Vol. 21, № 4.
16. Kabildjanov A.S., Pulatov G.G., Pulatova G.A. Kasalliklarni erta aniqlashda LSTM, GRU va MLP modellarini solishtirma tahlili // Amaliy fanlar va texnologiyalar: respublika ilmiy-amaliy anjumani. 2025.
17. Kabildjanov A.S., Pulatov G.G. Sust shakllangan jarayonlar tushunchasi va xususiyatlari // Zamonaviy intellektual tizimlarning dolzarb muammolari: respublika ilmiy-amaliy konferensiyasi materiallari. 2025.
18. Pulatova G.A., Pulatov G.G. Ensemble-based decision making for forecasting // International conference on engineering & technology. Singapore, 2026.

TECHSCIENCE.UZ

**TEXNIKA FANLARINING DOLZARB
MASALALARI**

№ 9 (4)-2026

TOPICAL ISSUES OF TECHNICAL SCIENCES

**TECHSCIENCE.UZ- TEXNIKA
FANLARINING DOLZARB MASALALARI**
elektron jurnali 15.09.2023-yilda 130346-
sonli guvohnoma bilan davlat ro'yxatidan
o'tkazilgan.

Muassislar: "SCIENCEPROBLEMS TEAM"
mas'uliyati cheklangan jamiyati;
Jizzax politexnika instituti.

TAHRIRIYAT MANZILI:

Toshkent shahri, Yakkasaroy tumani, Kichik
Beshyog'och ko'chasi, 70/10-uy.

Elektron manzil:

scienceproblems.uz@gmail.com