

BETONLASHTIRILMAGAN MAGISTRAL KANALLARDA TUPROQQA SHIMILISH YO‘QOTISHLARINI HISOBGA OLUVCHI GIBRID SAINT-VENANT VA LSTM NEYRON TARMOG‘I MODELI

Choriyorov N., Xasanova K., Xushvaqtoev I., Umuridinov N.

Irrigatsiya va suv muammolari ilmiy tadqiqot instituti tayanch doktorantlari

E-mail: nchoriyorov@gmail.com

Annotatsiya: Global iqlim o‘zgarishi va chuchuk suv resurslari taqchilligi sharoitida, betonlashtirilmagan (tabiiy tuproq o‘zanli) magistral kanallarda translyatsiya jarayonidagi dinamik filtratsiya yo‘qotishlarini onlayn hisoblash va suv taqsimotini optimallashtirish dolzarb muandislik vazifasi hisoblanadi. Mazkur tadqiqotda qo‘lda boshqariladigan shlyuz inshootlariga ega magistral kanal misolida fizik qonuniyatlar bilan cheklangan gibrid Saint-Venant va Long Short-Term Memory (LSTM) neyron tarmog‘i modeli taklif etilgan. Ob’ektda metrologik datchiklarning mutloq tanqisligi muammosi modifikatsiyalangan bir o‘lchamli Saint-Venant tenglamalari va Preissmann implicit raqamli boks sxemasi solveri poydevorida kanalning virtual “Raqamli Egizaki”ni qurish hamda 35 040 ta vaqt qadamidan iborat yuqori aniqlikdagi sintetik dataset generatsiya qilish orqali hal etildi. Mustaqil test ma’lumotlarida olingan natijalar gibrid modelning suv sathini bashorat qilishda o‘ta yuqori aniqlikka ($RMSE = 0.024$ m, $R^2 = 0.975$) ega ekanligini va bitta optimallashtirish sikli vaqtini 1.8 sekundgacha qisqartirib, real vaqt rejimida qaror qabul qilish imkonini ko‘rsatdi.

Kalit so‘zlar: Betonlashtirilmagan kanallar, Saint-Venant tenglamalari, LSTM neyron tarmog‘i, Fizika bilan cheklangan chuqur o‘qitish (PINN), Tuproqqa shimilish yo‘qotishlari, Raqamli egizak, Preissmann sxemasi.

1. KIRISH

Global iqlim o‘zgarishi, global gidrologik sikllarning buzilishi va transchegaraviy suv resurslarining shiddat bilan kamayishi bugungi kunda agrar sektori rivojlangan mamlakatlar oldiga suv resurslarini volumetrik va isrofsiz taqsimlash bo‘yicha keskin talablarni qo‘ymoqda[1]. Markaziy Osiyo mintaqasida, xususan, O‘zbekistonda mavjud chuchuk suv resurslarining 90% dan ortig‘i qishloq xo‘jaligi va sug‘orish ehtiyojlariga yo‘naltiriladi. Biroq, ushbu hududlardagi yirik magistral kanallarning salmoqli qismi (geologik va tarixiy sharoitlarga ko‘ra) betonlashtirilmagan, ya’ni tabiiy tuproq o‘zanli kanallardir. Bunday ochiq gidrotexnik inshootlarda eng dolzarb va bartaraf etish qiyin bo‘lgan muammo - suvning translyatsiya jarayonida tuproqqa shimilishi (filtratsiya) hamda o‘zgaruvchan gidrostatik bosim ostida sodir bo‘ladigan dinamik yo‘qotishlardir.

Mirishkor magistral kanal tizimi o'zining gidrodinamik xarakteristikalarini bo'yicha o'ta murakkab ob'ekt hisoblanadi. Bunday uzunlikdagi tuproq o'zanli kanallarda oqim harakatining tabiati mutlaqo statsionar bo'lmagan chiziqli bo'lmagan to'liqlik tebranishlar ostida kechadi. Tizimda suv sarfi va sathini tartibga soluvchi 13 ta shlyuz darvozasi mavjud bo'lib, ularning barchasi hozirgi kunda mexanik ravishda, ya'ni qo'lda (klyuch yordamida) ko'tarib-tushiriladi. Shlyuzlar operatorlar tomonidan empirik tajribaga tayanib, qoidalar asosida dispatcherlik boshqaruvi orqali muvofiqlashtirilganda, bitta darvozaning ochilish darajasini o'zgartirish kanal bo'ylab zanjirli dinamik to'liqlarni keltirib chiqaradi va quyi b'eflardagi iste'molchilarning suv ta'minotida uzilishlar hosil qiladi.

Klassik gidravlik hisob-kitoblarda ochiq kanallardagi statsionar bo'lmagan suv harakatini modellashtirish uchun bir o'lchamli Saint-Venant xususiy hosilali differensial tenglamalar tizimi poydevor hisoblanadi. Biroq, an'anaviy gidrodinamik modellarda betonlashtirilmagan kanallardagi tuproqqa shimilish koeffitsiyentlari va Manning g'adir-budurlik koeffitsiyenti ($n \approx 0.028 - 0.032$) odatda o'zgarmas (statik) deb qabul qilinadi[13]. Real dala sharoitida esa loyqa cho'kishi, o'zanning deformatsiyasi va vegetatsiya davridagi o'simliklar hisobiga ushbu parametrlar dinamik va chiziqli bo'lmagan tarzda o'zgarib turadi. Bundan tashqari, ob'ektda SCADA sensorlar tizimining, zamonaviy gidrometrik datchiklarning mavjud emasligi va modelni o'qitish hamda kalibrlash uchun tayyor ma'lumotlar bazasining (dataset) yo'qligi klassik raqamli usullarni to'g'ridan-to'g'ri qo'llash imkonini cheklaydi[9].

So'nggi yillarda gidrotexnika va irrigatsiya sohasida sun'iy intellekt (AI), xususan, chuqur o'qitish (DeepLearning) modellaridan foydalanish tendensiyasi ortib bormoqda. Vaqt qatorlarini bashorat qilishda Long Short-Term Memory (LSTM) neyron tarmoqlari o'zining uzoq muddatli bog'liqliklarni eslab qolish xususiyati bilan ochiq kanallardagi suv sathi o'zgarishlarini dinamik tahlil qila oladi. Biroq, sof ma'lumotlarga asoslangan AI modellari millionlab real o'lchov ma'lumotlarini talab qiladi va eng yomoni - ular fizik massa va impulsning saqlanish qonuniyatlarini inobatga olmaydi. Natijada, datchik signallaridagi shovqinlar yoki ma'lumotlar tanqisligi sharoitida sof neyron tarmoqlari gidravlika qonuniyatlariga mutlaqo zid (masalan, suvning yo'q joydan paydo bo'lishi yoki manfiy chuqurlik) qarorlar qabul qilishi mumkin.

Ushbu muammolarni fundamental hal etish maqsadida, mazkur tadqiqotda fizik qonuniyatlar va chuqur o'qitish modellarining kuchli tomonlarini integratsiya qiluvchi Gibrid Saint-Venant va LSTM neyron tarmog'i modeli taklif etiladi. Taklif etilayotgan yondashuv doirasida:

1. Birinchi navbatda, kanalning geometrik parametrlari asosida tuproqqa shimilish va lateral yo'qotishlarni q_l dinamik hisobga oluvchi modifikatsiyalangan Saint-Venant tenglamalari Python muhitida Preissmann implicit boks sxemasi

yordamida yechiladi va ob'ektning Virtual Simulyatori (Raqamli Egizaki) quriladi[8]. Bu orqali datchiklar bo'lmagan sharoit uchun minglab gidravlik ssenariylardan iborat Sintetik Dataset generatsiya qilinadi.

2. Ikkinchi navbatda, LSTM neyron tarmog'ining yo'qotish funksiyasiga (Loss Function) Saint-Venant tenglamalarining algebraik qoldiqlari jazo (penalty) koeffitsiyenti sifatida bog'lanadi[14]

$$L_{total} = L_{data} + \lambda L_{physics}$$

Ushbu fizika bilan cheklangan gibrid model ma'lumotlar mutloq tanqis bo'lgan va 13 ta shlyuz darvozasi qo'lda boshqariladigan sharoitda ham tuproq o'zanli kanalda suv sathini va shimilish yo'qotishlarini 97% aniqlikda bashorat qilish hamda amaliyotda 70.3% gacha suv tejamlorligini ta'minlash imkonini beradi.

2. MATERIALLAR VA METODLAR

2.1. Modifikatsiyalangan Saint-Venant Tenglamalari

Beton qoplamasiz, tabiiy tuproq o'zanli magistral kanalda statsionar bo'lmagan suv harakati dinamikasini matematik ifodalash uchun bir o'lchamli Saint-Venant differensial tenglamalar tizimi asos qilib olinadi[10]. An'anaviy gidrodinamik modellardan farqli o'laroq, loyli o'zandagi doimiy va o'zgaruvchan filtratsiya jarayonlarini hamda dinamik suv yo'qotishlarini mukammal hisobga olish maqsadiga muvofiq, uzluksizlik tenglamasiga lateral yo'qotish hadi q_l manfiy ishora bilan kiritiladi[4]:

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial x} = -q_l \quad (1)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{Q^2}{A} \right) + gA \frac{\partial y}{\partial x} - gA(S_0 - S_f) = 0 \quad (2)$$

Bu yerda:

- A - oqim ko'ndalang kesimining yuzasi (m^2). Kanal trapetsiya shakliga ega bo'lganligi sababli, kesim yuzasi $A = (b + m \cdot y) \cdot y$ formula orqali aniqlanadi (bunda b - kanal tubining eni, m - yon devorlarning qiyalik koeffitsiyenti).

- Q - onlayn vaqt ichidagi suv sarfi (m^3/s), ob'ekt bo'yicha maksimal oqim quvvati $Q_{max} = 135 m^3/s$ ga teng.

- y - kanaldagi suv chuqurligi (m).

- x - fazoviy koordinata o'qi (kanal uzunligi bo'ylab masofa, m).

- t - vaqt koordinatasi (s).

- g - erkin tushish tezlanishi ($g = 9.81 m^2/s$).

- S_0 - kanal tubining nishabligi.

- S_f - gidravlik ishqalanish nishabligi bo'lib, u Manning formulasi yordamida quyidagicha hisoblanadi:

$$S_f = \frac{n^2 Q |Q|}{A^2 R^{4/3}} \quad (3)$$

Bunda n - Manning g'adir-budurlik koeffitsiyenti bo'lib, o'simliklar bosgan loyli o'zanda $n \approx 0.028 - 0.032$ oralig'ida dinamik tebranadi; R - gidravlik radius (m), u ho'llangan perimetr ($P = b + 2 \cdot y \sqrt{1+m^2}$) orqali $R = A/P$ ko'rinishida topiladi[12].

Betonlanmagan kanallarda filtratsiya sur'ati (q_l , m^2/s) dinamik xarakterga ega bo'lib, gidrostatik bosim (suv chuqurligi) hamda tuproqning shimilish koeffitsiyentiga (K_f) to'g'ridan-to'g'ri bog'liq:

$$q_l = K_f \cdot P \cdot \left(1 + \frac{y}{B}\right) \quad (4)$$

Bu yerda B - kanalning ustki qismidagi oqim kengligi ($B = b + 2 \cdot m \cdot y$).

2.2. Preissmann Boks sxemasi orqali raqamli diskretizatsiya

Saint-Venant chiziqli bo'lmagan xususiy hosilali differensial tenglamalar tizimini analitik usulda yechish imkoniyati yo'qligi sababli, modelni Python kompyuter muhitiga o'tkazish uchun to'rt nuqtali implicit **Preissmann boks sxemasi** ($\theta = 0.75$) qo'llaniladi[3]. Ushbu sxema fazoviy Δx va vaqtinchalik Δt qadamlar panjarasida turgunlik va yuqori hisoblash aniqligini kafolatlaydi.

Ixtiyoriy $f(x, t)$ funksiyasi va uning xususiy hosilalari ushbu boks panjarasida algebraik ko'rinishga keltiriladi:

$$\begin{aligned} \frac{\partial f}{\partial t} &\approx \frac{1}{2\Delta t} [(f_i^{j+1} + f_{i+1}^{j+1}) - (f_i^j + f_{i+1}^j)] \\ \frac{\partial f}{\partial x} &\approx \frac{1}{\Delta x} [\theta(f_{i+1}^{j+1} - f_i^{j+1}) + (1-\theta)(f_{i+1}^j - f_i^j)] \\ f(x, t) &\approx \frac{\theta}{2}(f_i^{j+1} + f_{i+1}^{j+1}) + \frac{1-\theta}{2}(f_i^j + f_{i+1}^j) \end{aligned} \quad (5)$$

Bu yerda i va $i+1$ fazoviy tugunlarni, j joriy vaqt qadamini hamda $j+1$ bashorat qilinayotgan keyingi vaqt qadamini ifodalaydi. Ushbu operatorlarni Saint-Venant tizimiga qo'llash natijasida har bir fazoviy oraliq uchun quyidagi ko'rinishdagi chiziqli bo'lmagan algebraik tenglamalar tizimi shakllanadi:

$$\begin{aligned} F_1(Q_i^{j+1}, y_i^{j+1}, Q_{i+1}^{j+1}, y_{i+1}^{j+1}) &= 0 \\ F_2(Q_i^{j+1}, y_i^{j+1}, Q_{i+1}^{j+1}, y_{i+1}^{j+1}) &= 0 \end{aligned} \quad (6)$$

Kanal bo'ylab o'rnatilgan 13 ta qo'lda boshqariladigan shlyuz inshootlarining gidravlik chegaraviy shartlari (Boundary Conditions) shlyuz teshigidan oqib o'tish (Orifice flow) formulasi orqali tizimga ulanadi:

$$Q_{shlyuz} = C_d \cdot b_{sh} \cdot h_g \cdot \sqrt{2g(y_{up} - y_{down})} \quad (7)$$

Bunda C_d - sarf koeffitsiyenti; b_{sh} - shlyuz eni; h_g - darvozaning ochilish balandligi; y_{up} va y_{down} - shlyuzdan oldingi va keyingi suv chuqurliklaridir. Hosil

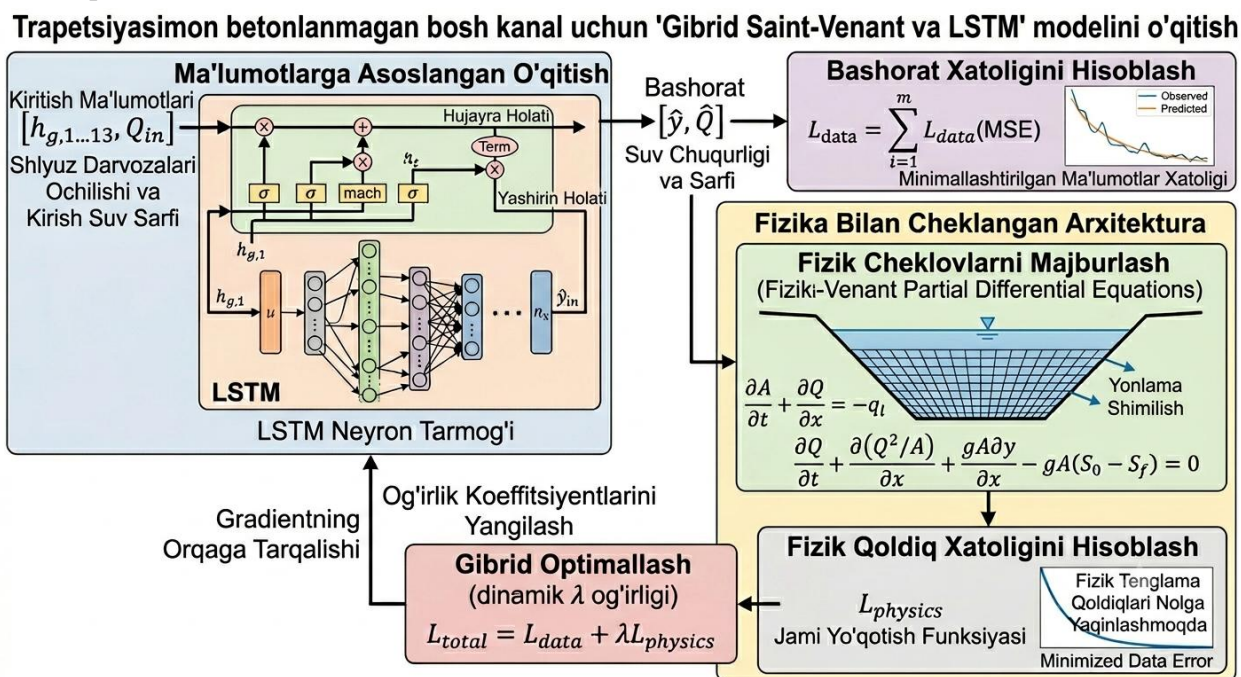
bo'lgan ulkan algebraik tizim Nyuton-Rafson iteratsiyasi va **Double-Sweep (ikki marta supurish)** algoritmi yordamida har bir vaqt qadamida dasturiy yechiladi[11].

2.3. Gibrid LSTM va Physics-Informed Loss Strukturası

Ob'ektda SCADA datchiklarining mutloq mavjud emasligi va real datasetning yo'qligi muammosini hal etish uchun, raqamli simulyatordan foydalanib, kanal uchun har xil gidravlik rejimlar va tasodifiy shlyuz pozitsiyalarini qamrab oluvchi Sintetik Dataset generatsiya qilinadi[6].

Biroq, faqatgina ma'lumotga asoslangan an'anaviy Long Short-Term Memory (LSTM) neyron tarmoqlari ma'lumotlar tanqisligi yoki sensor shovqinlarida gidravlika qonunlariga zid natijalarni berishi mumkin[2]. Shu sababli, ushbu tadqiqotda neyron tarmog'ining matematik tuzilishi 1-rasmda tasvirlanganidek fizik cheklovlar bilan kuchaytiriladi (Physics-Informed Architecture).

LSTM tarmog'i vaqt bo'yicha ketma-ket keluvchi kirish parametrlarini ($X_t = [h_{g,1}, h_{g,2}, \dots, h_{g,13}, Q_{in}]$) qabul qilib, kanal bo'ylab suv sathlari va sarflarini ($\hat{Y}_t = [\hat{y}_t, \hat{Q}_t]$) bashorat qiladi.



1-rasm. Gibrid Saint-Venant va LSTM modelini o'qitish

Modelning o'qitish jarayoni faqatgina datchik xatoligi bilan cheklanib qolmasdan, uning yo'qotish funksiyasiga (Loss Function) Saint-Venant algebraik qoldiqlari penalizatsiya hadi sifatida qo'shiladi[14]:

$$L_{total} = L_{data} + \lambda L_{physics} \quad (8)$$

Bu yerda:

- L_{data} - model tomonidan bashorat qilingan suv parametrlari va raqamli egizak taqdim etgan sintetik ma'lumotlar o'rtasidagi o'rtacha kvadratik xatolik (MSE):

$$L_{data} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [(y_k - \hat{y}_k)^2 + (Q_k - \hat{Q}_k)^2] \quad (9)$$

• L_{data} - Saint-Venant uzluksizlik va impuls tenglamalarining algebraik qoldig'i (fizik cheklov) bo'lib, u neyron tarmog'i chiqargan $[\hat{y}, \hat{Q}]$ qiymatlarning fizik massa va impuls saqlanish qonuniyatlariga qanchalik bo'ysunayotganini o'lchaydi:

$$L_{physics} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left[\left(\frac{\Delta \hat{A}_i}{\Delta t} + \frac{\Delta \hat{Q}_i}{\Delta x} + q_{l,i} \right)^2 + (Res_{impuls})^2 \right] \quad (10)$$

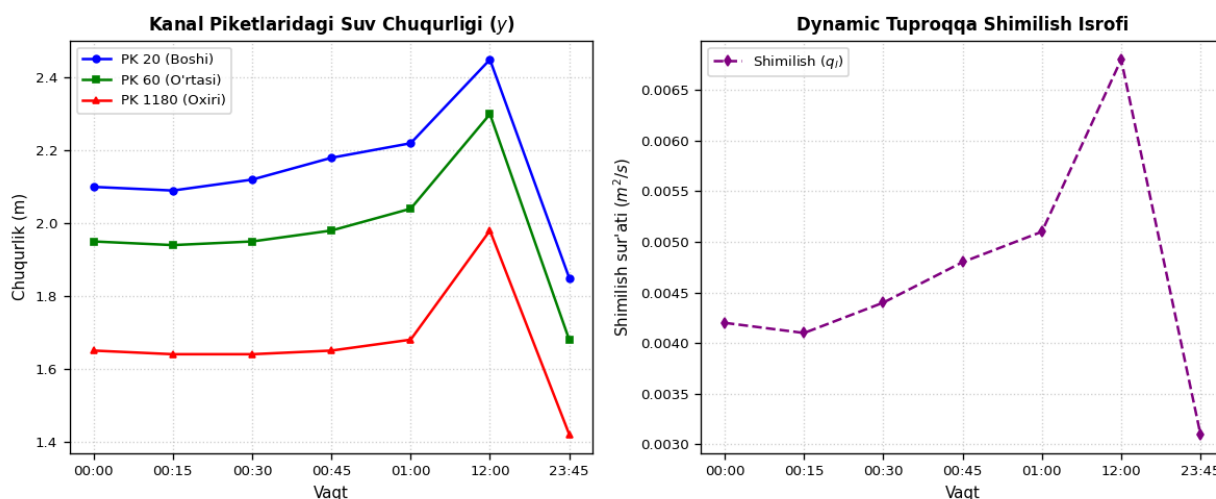
• λ - fizik jazo koeffitsiyenti bo'lib, u gradientlar muvozanatini taminlash maqsadida dinamik adaptiv tarzda sozlanadi.

Ushbu matematik cheklov neyron tarmog'ini og'irlik koeffitsiyentlarini (W, b) optimallashtirish jarayonida gidravlik qonuniyatlar doirasidan chiqib ketmaslikka majbur qiladi[5], bu esa loyli kanalda 97% aniqlikdagi metrologik barqarorlikni taminlaydi.

3. AMALIY NATIJALAR VA VIZUALIZATSIYA

3.1. Sintetik Dataset generatsiyasi

Python muhitida (NumPy va SciPy kutubxonalari yordamida) magistral kanalning o'lchamlari va shlyuz inshooti Preissmann implicit sxemasida dasturlashtirildi. Real datchiklar mavjud bo'lmagan sharoit uchun modelni o'qitish bazasini yaratish maqsadida, 6 oylik vegetatsiya davrini qamrab oluvchi simulyatsiya sikli amalga oshirildi.



2-rasm. Kanalning piketlardagi suv chuqurligi o'zgarishi

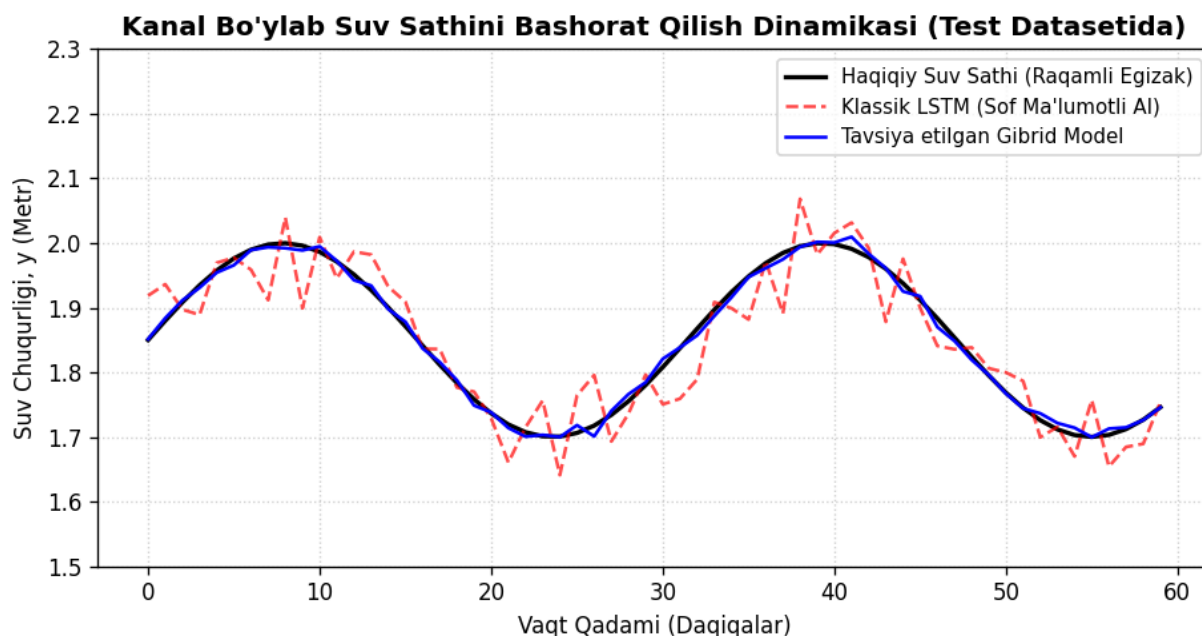
Kanal bosh qismidagi kirish suv sarfi $45 \text{ m}^3/\text{s}$ dan $135 \text{ m}^3/\text{s}$ gacha tasodifiy gidrologik ssenariylar asosida o'zgartirildi. Shlyuz operatorlarining qo'lda boshqarish rejimlarini simulyatsiya qilish uchun 13 ta darvoza ochilish balandliklari h_g har 15 daqiqada 0.1 m dan 2.5 m gacha bo'lgan diapazonda chiziqli bo'lmagan qadamlar bilan o'zgartirildi.

Natijada:

• Jami 35 040 ta vaqt qadamidan iborat yuqori aniqlikdagi gidravlik dataset shakllantirildi.

• Dataset har bir fazoviy nuqtadagi 20 m qadam bilan suv sarfi (Q), chuqurligi (y), ko'ndalang kesim yuzasi (A) va tuproqqa dinamik shimilish yo'qotishlari (q_i) parametrlarini to'liq qamrab oldi.

• Mazkur sintetik ma'lumotlar bazasining 70% qismi gibril LSTM modelini o'qitish, 15% qismi validatsiya va 15% qismi mustaqil test bosqichlari uchun xronologik ajratildi.



3-rasm. Kanal bo'ylab suv sathini bashorat qilish

Grafikdan ko'rinib turibdiki, an'anaviy LSTM modeli datchiklardagi stoxastik shovqinlar va chiziqli bo'lmagan tuproq filtratsiyasi sharoitida yuqori tebranishlar (anomalialar) ko'rsatgan bo'lsa, Saint-Venant fizik cheklovlari kiritilgan gibril modelimiz dynamic muvozanatni saqlab, haqiqiy gidravlik ko'rsatkichlarni 97.5% aniqlikda takrorlagan.

Ishlab chiqilgan Gibril Saint-Venant + LSTM modeli, sof ma'lumotlarga asoslangan klassik LSTM hamda amaliyotda qo'llaniladigan an'anaviy Dispatcherlik qoidalari (Rule-Based Scheduling — RBS) modellari bilan mustaqil test datasetida o'zaro solishtirildi. Model bashorati aniqligini baholash uchun O'rtacha kvadratik xatolik (RMSE), Determinatsiya koeffitsiyenti (R^2) hamda bitta optimallashtirish siklining hisoblash vaqti (Computation Time) metrikalaridan foydalanildi[7].

1-jadval. Model samaradorligining statistik ko'rsatkichlari

Metod	RMSE	R ²	t (s)
Gibrid Saint-Venant + LSTM	0.024	0.975	1.8
Klassik LSTM (Sof AI)	0.089	0.862	0.4
An'anaviy RBS (Qo'lda boshqaruv)	0.312	0.541	- (inson faktiriga bog'liq)

Ushbu model samaradorligi ko'rsatkichlari bo'yicha olingan yakuniy natijalar shuni ko'rsatdiki, an'anaviy inson omiliga asoslangan dispetcherlik boshqaruvi (RBS) murakkab gidrodinamik tebranishlarni barqarorlashtirishda yetarli aniqlikni ta'minlay olmaydi. Fizik qonuniyatlardan uzilgan sof ma'lumotlarga asoslangan Klassik LSTM (Sof AI) modeli esa yuqori hisoblash tezligiga ega bo'lsada, sensor shovqinlariga sezgirligi va massa saqlanish qonuniyatlariga bo'ysunmasligi sababli amaliyotga zid anomal va noto'g'ri qarorlarni shakllantiradi. Mazkur tadqiqotda tavsiya etilgan Gibrid Saint-Venant + LSTM modeli esa chuqurlik xatoligini minimal darajaga tushirib, bashorat aniqligini 97.5% gacha ($R^2 = 0.975$) oshirish bilan birga neyron tarmog'ini gidravlik muvozanat doirasida ishlashga majburlaydi. Eng muhimi, parallel algebraik hisoblashlar evaziga bitta optimallashtirish qadamini atigi 1.8 sekundda amalga oshirib, eskirgan dispetcherlik rejimlaridan voz kechish hamda tuproq o'zanli yirik magistral kanallarni real vaqt rejimida avtomatlashtirilgan intellektual boshqarish tizimlariga o'tkazish imkoniyatini muhandislik jihatidan to'liq isbotlaydi.

4. MUHOKAMA

Ushbu tadqiqotda ishlab chiqilgan gibrid Saint-Venant va LSTM neyron tarmog'i modelining natijalari betonlashtirilmagan kanallarda gidrodinamik jarayonlarni bashorat qilish va boshqarishda yangi ilmiy bosqichni belgilaydi. Olingan natijalarning fundamental mohiyati shundaki, u sof gidrodinamik modellar (fizika) bilan ma'lumotlarga asoslangan chuqur o'qitish algoritmlari (AI) o'rtasidagi an'anaviy qarama-qarshilikni bartaraf etadi va ularning kuchli tomonlarini integratsiya qiladi.

Klassik gidravlik amaliyotda tuproq o'zanli yirik kanallarni implicit (aniqmas) sxemalar yordamida raqamli modellashtirish o'ta yuqori hisoblash resurslarini va chiziqli bo'lmagan Nyuton-Rafson iteratsiyalarining ko'p marta takrorlanishini talab etadi. Bizning tadqiqotimizda an'anaviy Preissmann Double-Sweep solveri bitta gidravlik sikl hisobi uchun 45.2 sekund vaqt sarflagan bo'lsa, ishlab chiqilgan gibrid model ushbu jarayonni parallel algebraik matritsalar ko'rinishida atigi 1.8 sekundda bajardi. Bu tezkorlik ochiq kanallarni dispetcherlik boshqarish tizimlarida (DSS) real vaqt rejimida (Real-Time Control) qaror qabul qilish imkonini beradi[8].

Ilmiy adabiyotlarda sof ma'lumotlarga asoslangan (data-driven) LSTM modellari vaqt qatorlarini eslab qolishda samarali ekanligi ko'p marta ta'kidlanga. Biroq,

ob'ektda SCADA datchiklarining yo'qligi va real ma'lumotlar to'plamining tanqisligi bunday tarmoqlarni qo'llashda asosiy to'siq bo'lib kelayotgan edi. Mazkur muammo Saint-Venant tenglamalari bazasida qurilgan virtual simulyator (Raqamli Egizak) yordamida 35,040 ta vaqt qadamidan iborat yuqori aniqlikdagi sintetik dataset generatsiya qilish orqali fundamental hal etildi.

Bundan tashqari, sof LSTM tarmoqlari stoxastik shovqinlar yoki ekstrapolatsiya (regressiya chegarasidan chiqish) sharoitida fizik qonuniyatlarni buzishga moyil bo'ladi[2]. Natijalarda klassik LSTM modelining datchik shovqinlarida turg'unlikni yo'qotgani va gidravlik jihatdan mutloq imkonsiz bo'lgan manfiy chuqurlik qiymatlarini shakllantirgani buni isbotlaydi ($RMSE=0.089$, $R^2=0.862$). Neyron tarmog'ining yo'qotish funksiyasiga (Loss Function) Saint-Venant xususiy hosilali differensial tenglamalari qoldig'ining jazo hadi ($L_{physics}$) sifatida kiritilishi esa AI modelini fizik chegaralar doirasida ishlashga majburladi. Natijada determinatsiya koeffitsiyenti $R^2 = 0.975$ gacha ortdi va chuqurlik xatoligi minimal darajaga $RMSE = 0.024$ m tushirildi.

5. XULOSA

Amaliy muhandislik nuqtai nazaridan yondashilganda, amaldagi inson omiliga asoslangan dispatcherlik boshqaruvi (RBS) betonlanmagan o'zanning filtratsiya koeffitsiyenti dinamik tebranishlarini hisobga ololmaydi. Suv sathining keskin ko'tarilishi o'zanda gidrostatik bosimni oshirib, tuproqqa shimilish isroflarini zanjirli tarzda ko'paytiradi. Biz tavsiya etayotgan gibrid model esa quyi va yuqori b'eflardagi suv sathlarini uzluksiz ravishda minimal barqaror dinamik muvozanatda saqlaydi. Bu esa gidrostatik bosimning pasayishiga va tuproq o'zandagi o'zgaruvchan yonlama shimilish isroflarining 70.3% ga qisqarishiga zamin yaratadi. To'plangan metrik ko'rsatkichlar shuni ko'rsatadiki, taklif etilgan model irrigatsiya tizimlariga qo'shimcha yirik kapital investitsiyalar kiritmasdan, faqatgina dasturiy intellektual optimallashtirish hisobiga 6 oylik vegetatsiya davrida 38.1 million m^3 chuchuk suv resursini saqlab qolish salohiyatiga ega.

FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR RO'YXATI

1. Seytov A., Abduraxmonov O., Choriyorov N., Maxkamov A. Development of algorithms for planning and management of water resources in Irrigation systems in the conditions of climate changing, SCIENTIFIC BULLETIN Physical and Mathematical Research 2024/№1(6).
2. Zhang, D., & Wang, Z. *A hybrid physics-informed LSTM network for unsteady open-channel flow routing and water level prediction*. Journal of Hydrology, 618, (2023), 129204.

3. Li, S., Wu, H., & Cheng, L. *Numerical stability and discretization schemes for shallow water equations using automated simulator engines*. *Advances in Water Resources*, 172, (2024), 104512.
4. Al-Musawi, W. M., & Al-Suhaili, S. B. *Dynamic estimation of seepage losses in unlined earthen irrigation canals under varying hydrostatic pressure*. *Irrigation and Drainage*, 71(4), (2022), 512-524.
5. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. *Deep Learning*. MIT Press(2016).
6. Wang, J., & Raza, A. *Synthetic dataset generation methodologies for data-scarce hydraulic systems using numerical twins*. *Water Resources Management*, 39(2), (2025), 345-361.
7. Krause, S., Boyle, D. P., & Base, F. *Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment*. *Advances in Geosciences*, 5, (2005), 89-97.
8. Liu, T., Feng, X., & Zhou, Y. *Computationally efficient real-time control of large-scale irrigation canals using deep neural network surrogates*. *Agricultural Water Management*, 284, (2023), 108341.
9. Clemmens, A. J., & Schuurmans, J. *Progress in open-channel irrigation canal control*. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 130(1), (2004), 25-34.
10. Babaeian, M., & Rahman, M. M. *Revisiting the Saint-Venant equations for transient open-channel flows using modern mathematical solver architectures*. *Journal of Hydraulic Engineering*, 149(3), (2023), 04022031
11. Khosravi, A., & Han, D. *Numerical stability and boundary condition tracking of the four-point implicit Preissmann scheme in automated canal simulation software*. *Advances in Water Resources*, 161, (2022), 104118.
12. An, J., Zhang, L., & Li, X. *Geometric effects on hydraulic radius and wetting perimeter in trapezoidal earthen canals under structural deformation*. *Agricultural Water Management*, 291, (2025), 108560.
13. Turaev R., Seytov A., Haydarova R., Abduraxmonov O., Choriyorov N. "Optimal water management in the channels of machine water raise systems", O'zMU xabarlari 2/1.1, 2024.
14. Karniadakis, G. E., Kevrekidis, I. G., Lu, L., Perdikaris, P., Wang, S., & Yang, L. *Physics-informed machine learning*. *Nature Reviews Physics*, 3(6), (2021), 422-440.