GIDRAVLIK YORISHDAN SO'NG YORIQLI-G'OVAKLI QUDUQLAR ISHINI PROGNOZLASHNING FIZIK–NEYRON GIBRID ALGORITMI VA AXBOROT-DASTURIY ARXITEKTURASI

Bobojonova Shoxsanam Tursinali qizi
Muhammad al-Xorazmiy nomidagi Toshkent axborot texnologiyalari universiteti tayanch doktoranti

Qabul qilindi: 29.10.2026
Ko'rib chiqildi: 30.10.2026
Tasdiqlandi: 31.10.2026

Kalit so'zlar: gibrid model, Bayes yondashuvi, qo'sh g'ovaklilik, Stehfest algoritmi, ES-MDA, konformal oraliq, axborot-dasturiy model.

Annotatsiya. Gidravlik yorish o'tkazilgan yoriqli-g'ovakli gaz quduqlarining ko'rsatkichlarini bashorat qilish uchun fizik modelni neyron tarmoq yordamidagi tuzatish bilan uyg'unlashtiruvchi ehtimoliy-gibrid modellashtirish algoritmi hamda uni amalga oshiruvchi dasturiy-axborot modeli taklif etildi. Shuni ta'kidlash lozimki, barcha raqamli natijalar nazariy modelga asoslangan holda hosil qilingan sintetik ma'lumotlarga tegishli bo'lib, tadqiqot jarayonida haqiqiy kon ma'lumotlaridan foydalanilmagan.

Dolzarbligi. Gidravlik yorish o'tkazilgan yoriqli-g'ovakli kollektorlardagi quduqlar ko'rsatkichlarini bashorat qilishda sof fizik modellar haqiqiy ma'lumotlarda uchraydigan shovqin va parametrlarning noaniqligi sababli, sof mashinaviy modellar esa tarixi qisqa bo'lgan quduqlarda fizik mazmunning yetishmasligi tufayli yetarli darajada ishonchli natija bera olmaydi [1]. Shu bois, fizik modelni mashinaviy tuzatma bilan uyg'unlashtiruvchi, natijaga ishonch oralig'ini taqdim etuvchi va hisob-kitobni qayta takrorlash imkonini beruvchi algoritmik hamda dasturiy-axborot ta'minoti zarur.

Maqsad va ma'lumotlar. Maqsad — fizik modelni, Bayes xulosasini va mashinaviy tuzatishni yagona algoritmik sikl hamda dasturiy-axborot arxitekturasi doirasida birlashtirishdir. Tekshiruv sintetik ma'lumotlar asosida, ya'ni parametrlari (ω, λ) oldindan belgilab qo'yilgan nazariy modelning o'zi tomonidan hosil qilingan javoblar ustida amalga oshirildi. Bunday yondashuv algoritmning to'g'riligini noma'lum shovqin va noaniq kon ma'lumotlaridan ajratgan holda, ya'ni sof holatda baholash imkonini beradi.

Usul. Quduq ko'rsatkichi

$$y(t) = y_{fiz}(t; \theta) + \delta(t; \psi)$$

ko'rinishida modellashtiriladi: θ — fizik parametrlar, δ — parametrlari ψ bo'lgan neyron tarmoq tuzatmasi. Fizik qism sifatida chekli o'tkazuvchanlikdagi yoriq

modeli [2] va Uorren–Rut qo'sh g'ovaklilik modeli [3] qabul qilindi. Qo'sh g'ovaklilikda bosimning Laplas tasviri

$$\bar{p}_D(s) = \frac{\pi}{2s\sqrt{s\,f(s)}}, \qquad f(s) = \frac{\omega(1-\omega)s + \lambda}{(1-\omega)s + \lambda}$$

ko'rinishida olinib, Stehfest algoritmi ($N = 12$) bilan teskari o'girildi [4], bosim hosilasi esa

$$t_D \frac{dp_D}{dt_D} \approx \ln 2 \sum_{i=1}^{N} V_i\, s_i\, \bar{p}_D(s_i), \qquad s_i = \frac{i\ln 2}{t_D}$$

formula bo'yicha hisoblandi. Parametrlarning identifikatsiyalanuvchanligi Fisher matritsasi $I = J^T \Sigma^{-1} J$ yordamida baholanadi. Parametrlar ansambli ES-MDA usuli bilan yangilanadi [5]:

$$\theta_j^{a+1} = \theta_j^a + C_{\theta d}\,(C_{dd} + \alpha_a C_e)^{-1}\left(d_{obs} + \sqrt{\alpha_a}\, e_j - d_j\right), \qquad \sum_a \alpha_a^{-1} = 1,$$

prognoz ishonch oralig'i esa kalibrovka qoldiqlarining $\lceil (m+1)(1-\alpha) \rceil / m$ kvantili $\widehat{Q}$ yordamida konformal usulda qurilib [6], uning to'g'riligi PICP ko'rsatkichi bilan nazorat qilinadi.

Algoritm va dasturiy-axborot modeli. Taklif etilayotgan o'n bir bosqichli sikl bir qator o'zaro bog'liq amallarni qamrab oladi: avvalo ma'lumotlarning sifati tekshiriladi va ular alohida segmentlarga ajratiladi; so'ngra ma'lumotlar o'quv, kalibrovka va sinov qismlariga taqsimlanadi; keyingi bosqichda fizik model tanlanadi; Fisher matritsasi asosida identifikatsiya o'tkaziladi; ES-MDA usuli yordamida parametrlar ansambli yangilanadi; Q kattaligi aniqlanadi; va nihoyat, sinov qismida xato ko'rsatkichi hamda PICP qiymati hisoblanadi. Agar PICP ko'rsatkichi belgilangan talab darajasidan past bo'lsa, tsikl to'rtinchi bosqichdan qayta boshlanadi. Olingan natijalar, jumladan parametrlar ansambli, prognoz va ishonch oralig'i, ma'lumotlarning xesh qiymati hamda dastur kodining versiyasi ma'lumotlar bazasiga saqlanadi bu esa hisob-kitoblarni keyinchalik qayta takrorlash va tekshirish imkonini beradi. Axborot-dasturiy model yettita moduldan – ma'lumotlarni kiritish, tozalash, fizik yadro, mashinaviy o'rganish moduli, ansamblni yangilash, validatsiya hamda saqlash bloklaridan – iborat bo'lib u quduq, qator, tadbir, hisob versiyasi, parametrlar ansambli, bashoratlash va validatsiya obyektlarini o'z ichiga olgan mantiqiy sxemaga asoslangan.

Natijalar. Stehfest algoritmi sinov funksiyalarida taxminan $1 \cdot 10^{-5}$ mutlaq xato berdi. $\lambda = 10^{-5}$ da bosim hosilasi minimumi $\omega = 0{,}3$; 0,1 va 0,01 uchun mos ravishda 0,291; 0,152 va 0,027 ga teng bo'ldi, ya'ni qo'sh g'ovaklilikka xos «vodiy» hosil bo'ldi. Chiziqli rejimda erta vaqt qiyaligi nazariy $1/\sqrt{\omega}$ qiymatidan 0,8 % dan kam farq qildi, qiyaliklar nisbatidan tiklangan $\widehat{\omega} = (m_L/m_{erta})^2$ ning xatosi esa 1,5 % dan oshmadi (1-jadval).

1-jadval. Chiziqli rejim qiyaliklari nisbatining sintetik tekshiruvi ($\lambda =$

10^{-4})

ω (berilgan)	$1/\sqrt{\omega}$ (nazariy)	m_{erta}/m_{kech} (raqamli)	Og'ish, %	$\hat{\omega}$
0,01	10,00	9,93	0,74	0,0101
0,05	4,47	4,44	0,71	0,0507
0,10	3,16	3,14	0,67	0,1014
0,30	1,83	1,82	0,52	0,3032

Xulosa. Taklif etilgan algoritm va dasturiy-axborot modeli gibrid modellashtirishni yanada takrorlanuvchan hamda nazorat qilinadigan qilib beradi. Olingan natijalar sintetik ma'lumotlar asosida shakllantirilgan bo'lib, shu sababli ularni haqiqiy kon ma'lumotlariga bevosita ko'chirib bo'lmaydi. Toza sintetik javobda ω va λ parametrlari bir-biridan aniq ajralib turadi, biroq shovqinli real ma'lumotlarda gradiyent «vodiysi» kengayib ketishi mumkin, natijada parametrlar o'zaro korrelyatsiyalanishi ehtimoli paydo bo'ladi. Mashinaviy o'rganish qismini real quduq ma'lumotlari yordamida baholash esa kelgusi bosqichning asosiy vazifasi hisoblanadi.

Adabiyotlar

1. Willard J., Jia X., Xu S., Steinbach M., Kumar V. Integrating scientific knowledge with machine learning for engineering and environmental systems // ACM Computing Surveys. 2022. Vol. 55, No. 4. Art. 66.
2. Cinco-Ley H., Samaniego V.F., Dominguez N. Transient pressure behavior for a well with a finite-conductivity vertical fracture // SPE Journal. 1978. Vol. 18, No. 4. P. 253–264.
3. Warren J.E., Root P.J. The behavior of naturally fractured reservoirs // SPE Journal. 1963. Vol. 3, No. 3. P. 245–255.
4. Stehfest H. Algorithm 368: Numerical inversion of Laplace transforms // Communications of the ACM. 1970. Vol. 13, No. 1. P. 47–49.
5. Emerick A.A., Reynolds A.C. Ensemble smoother with multiple data assimilation // Computers & Geosciences. 2013. Vol. 55. P. 3–15.
6. Shafer G., Vovk V. A tutorial on conformal prediction // Journal of Machine Learning Research. 2008. Vol. 9. P. 371–421.