

## MASHINALI O'RGANISH ALGORITMLARI YORDAMIDA IQLIM O'ZGARISHLARINI PROGNOZLASH: METODLAR VA AMALIY TATBIQLAR

**Saidov Abrorbek Abdusamad o'g'li**

Toshkent shahridagi Amity universiteti

Email: [abrorbeksaidov555@gmail.com](mailto:abrorbeksaidov555@gmail.com)

Telefon: +998(77) 000 07 57

**Annotatsiya:** Ushbu maqolada mashinali o'rganish (ML) algoritmlari yordamida iqlim o'zgarishlarini prognozlash metodlari va ularning amaliy tatbiqlari kompleks o'rganilgan. Tadqiqot maqsadi - Ensemble Model yondashuvini chuqur tahlil qilish va Explainable AI (XAI) texnologiyalarini iqlim prognozlashga qo'llash orqali aniq va ishonchli prognozlar yaratish imkoniyatlarini baholashdan iborat. Metodologiya sifatida tarixiy iqlim ma'lumotlari tahlili, turli ML algoritmlarning qiyosiy baholash, Ensemble Model (LSTM + XGBoost) yaratish va SHAP, LIME kabi XAI usullarini qo'llash amalga oshirilgan. Natijalar shuni ko'rsatadiki, Ensemble Model harorat prognozida  $0.79^{\circ}\text{C}$  RMSE va yog'ingarchilikda 0.84 F1-score ko'rsatkichiga erishadi, bu alohida modellardan 15-20% yaxshiroq. XAI texnologiyalari esa model qarorlarining shaffofligini ta'minlaydi va davlat organlari hamda fermerlar uchun ishonchlilikni oshiradi. Xulosa qismida O'zbekiston uchun milliy iqlim prognozlash tizimini yaratish va global analoglar (GraphCast, Pangu-Weather) bilan integratsiya qilish bo'yicha amaliy tavsiyalar berilgan.

**Kalit so'zlar:** iqlim o'zgarishlari, mashinali o'rganish, Ensemble Model, Explainable AI, SHAP, LSTM, XGBoost, ob-havo prognozi, ishonchlilik

### KIRISH

Iqlim o'zgarishlari XXI asrning eng dolzarb global muammolaridan biridir. Birlashgan Millatlar Tashkilotining Iqlim o'zgarishlari bo'yicha hukumatlararo guruhi (IPCC) ma'lumotlariga ko'ra, global o'rtacha harorat 1850-1900 yillarga nisbatan  $1.1^{\circ}\text{C}$

ga oshdi va bu o'sish sur'ati tezlashmoqda. Iqlim o'zgarishlari qurg'oqchilik, sel, bo'ronlar, muzliklar erishi, dengiz sathi ko'tarilishi va ekosistemalar buzilishi kabi oqibatlariga olib kelmoqda. Shu sababli, iqlim o'zgarishlarini aniq prognozlash ilmiy va amaliy ahamiyatga ega.

An'anaviy iqlim prognozlash usullari, masalan, Atmosfera Umumiy Aylanish Modellari (GCM) va statistik metodlar ma'lum aniqlikni ta'minlansa-da, ular murakkab noxiziqli jarayonlarni to'liq ifodalay olmaydi va katta hisoblash resurslari talab etadi. Mashinali o'rganish (ML) texnologiyalari esa katta hajmdagi ma'lumotlardan naqsh va bog'lanishlarni aniqlash, murakkab vaqt qatorlarini tahlil qilish va yuqori aniqlikdagi prognozlar yaratish imkonini beradi. Ensemble Model - bir nechta ML algoritmlarni birlashtirib, ularning kuchli tomonlaridan foydalanish yondashuvi - so'nggi yillarda iqlim prognozlashda eng yuqori natijalarni ko'rsatmoqda.

Biroq ML modellar, xususan chuqur neyron tarmoqlar 'qora quti' (black box) hisoblanadi va ularning qarorlarini tushunish qiyin. Bu muammo Explainable AI - ob'ektiv AI texnologiyalari orqali hal qilinmoqda. XAI usullari (SHAP, LIME, attention weights) model qarorlarini shaffof qiladi va prognozlarga ishonchni oshiradi. Bu ayniqsa davlat organlari, fermerlar va favqulodda vaziyatlar xizmatlari uchun muhimdir, chunki ular qarorlar qabul qilishda modelga ishonishlari kerak.

## **ASOSIY QISM**

### **1. Iqlim ma'lumotlari va ularning xususiyatlari**

Iqlim ma'lumotlari turli manbalardan olinadi: meteorologik stansiyalar, sun'iy yo'ldoshlar, okean buylar, radiosonlar va avtomatik ob-havo stansiyalari. Global ma'lumotlar bazalari (NOAA, NASA, ERA5) petabaytlab ma'lumotlarni saqlaydi va ochiq foydalanish uchun taqdim etadi. Asosiy iqlim o'zgaruvchilari: harorat, atmosfera bosimi, namlik, yog'ingarchilik, shamol tezligi va yo'nalishi, bulutlilik va quyosh radiatsiyasidir.

Iqlim ma'lumotlari vaqt qatorlari (time series) formatida bo'lib, ular quyidagi xususiyatlarga ega: sezonlilik - yil davomida muntazam takrorlanuvchi naqshlar; tendentsiya - uzoq muddatli o'zgarishlar yo'nalishi; tasodifiy tebranishlar - qisqa muddatli tartibsiz o'zgarishlar; va noxiziqlilik - murakkab o'zaro bog'lanishlar. Bundan tashqari, iqlim ma'lumotlari ko'p o'lchovli bo'lib, turli geografik nuqtalar va balandliklardan olingan ma'lumotlarni o'z ichiga oladi.

## 2. Ensemble Model: LSTM va XGBoost ning kombinatsiyasi

Ensemble Model - bu bir nechta ML algoritmlarni birlashtirib, ularning individual bashoratlari asosida yakuniy prognoz yaratish yondashuvi. Ensemble metodlar ikki asosiy turga bo'linadi: bagging (Bootstrap Aggregating) - parallel ravishda bir xil modellarni o'qitish va ularning natijalarini o'rtachalash (Random Forest); va boosting - ketma-ket ravishda modellarni o'qitish va xatolarni to'g'rilash (XGBoost, AdaBoost). Stacking - turli xil modellarni birlashtirib, meta-model orqali yakuniy prognoz yaratish.

Ushbu tadqiqotda LSTM va XGBoost ning stacking kombinatsiyasi qo'llanildi. LSTM (Long Short-Term Memory) - bu rekurrent neyron tarmoq bo'lib, vaqt qatorlarining uzoq muddatli bog'lanishlarini eslab qolish qobiliyatiga ega. LSTM atmosfera jarayonlarining murakkab dinamikasini, mavsumiy naqshlarni va uzoq muddatli tendentsiyalarni o'rganishda samarali. XGBoost (Extreme Gradient Boosting) - bu gradient boosting algoritmi bo'lib, to'g'ri xususiyatlarni tanlash va noxiziqli munosabatlarni aniqlashda kuchli.

Ensemble Model arxitekturasi quyidagicha: Birinchi bosqich - xususiyatlarni tayyorlash: harorat gradiyenti, vegetatsiya indekslari, namlik darajasi, shamol yo'nalishi va boshqa meteorologik o'zgaruvchilar. Ikkinchi bosqich - LSTM modeli vaqt qatorlarini tahlil qilib, vaqtinchalik xususiyatlarni ajratadi. Uchinchi bosqich - XGBoost modeli LSTM chiqishlarini va qo'shimcha xususiyatlarni qabul qilib, yakuniy prognoz yaratadi. To'rtinchi bosqich - ensemble averaging yoki weighted voting orqali yakuniy bashorat amalga oshiriladi.

Tadqiqot natijalari: Ensemble Model (LSTM + XGBoost) haroratni prognozlashda  $0.79^{\circ}\text{C}$  RMSE ko'rsatkichiga erishdi. Bu LSTM alohida ( $0.87^{\circ}\text{C}$  RMSE) dan 9% va XGBoost alohida ( $0.92^{\circ}\text{C}$  RMSE) dan 14% yaxshiroq. Yog'ingarchilik prognozida Ensemble Model F1-score 0.84 ni ko'rsatdi, bu LSTM (0.76) dan 11% va XGBoost (0.79) dan 6% yuqori. Ekstremal issiq kunlarni ( $35^{\circ}\text{C}$  dan yuqori) aniqlashda Ensemble Model 91.7% aniqlikni ta'minladi, bu alohida modellardan 5-8% yuqori.

## 3. Explainable AI (XAI): SHAP va LIME usullari

Explainable AI - bu mashina o'rganish modellarining qarorlarini tushunish va izohlash uchun mo'ljallangan usullar majmuasidir. XAI ning asosiy maqsadi – “qora

quti” muammosini hal qilish va modelga ishonchni oshirish. XAI usullari ikki turga bo'linadi: model-agnostic methods - har qanday modelga qo'llanishi mumkin (SHAP, LIME); va model-specific methods - ma'lum model uchun maxsus (attention weights, saliency maps).

SHAP (SHapley Additive exPlanations) - bu o'yin nazariyasiga asoslangan XAI usuli bo'lib, har bir xususiyatning bashoratga qo'shgan hissasini aniqlaydi. SHAP qiymatlari musbat yoki manfiy bo'lishi mumkin: musbat qiymat xususiyat bashoratni oshirishga yordam berganini, manfiy qiymat esa kamaytirishini bildiradi. SHAP global va lokal tushuntirishlarni beradi: global - barcha bashoratlar bo'yicha eng muhim xususiyatlarni aniqlash; lokal - bitta bashorat uchun qaysi xususiyatlar muhim ekanligini ko'rsatish.

Tadqiqotda SHAP tahlili Ensemble Model uchun qo'llanildi. Natijalar: Harorat prognozida eng muhim xususiyatlar - oldingi 7 kunlik harorat o'rtachasi (SHAP qiymati +0.42), namlik darajasi (SHAP +0.28), atmosfera bosimi (SHAP +0.19), va shamol tezligi (SHAP +0.11). Yog'ingarchilik prognozida eng muhim - atmosfera bosimi (SHAP +0.51), namlik (SHAP +0.38), bulutlilik (SHAP +0.24). SHAP tahlili shuni ko'rsatdiki, model fizik qonuniyatlarga asoslanib ishlaydi: harorat oshishi namlik kamayishi bilan bog'liq, yog'ingarchilik atmosfera bosimi pasayishi va namlik ortishi bilan korrelyatsiya qiladi.

LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) - bu mahalliy tushuntirishlar uchun ishlatiladi. LIME murakkab modelni oddiy linear model bilan approksimatsiya qilib, ma'lum bir bashorat uchun tushuntirish beradi. Masalan, agar model 2024-yil 15-avgustda haroratning 38°C bo'lishini bashorat qilsa, LIME qaysi omillar bu yuqori haroratga sabab bo'lganini ko'rsatadi: oldingi 3 kunda yuqori harorat, past namlik, anticyclon (yuqori bosim tizimi).

XAI ning amaliy ahamiyati: Davlat organlari uchun - prognozlarning ishonchliligini oshirish va qarorlar qabul qilishda asoslash. Masalan, suv resurslarini boshqarish organlari nima uchun keyingi oyda kam yog'ingarchilik kutilishini tushunishadi. Fermerlar uchun - ekin ekish va sug'orish rejasini tuzishda aniq sabablarga asoslangan ma'lumotlar. Ilmiy hamjamiyat uchun - modelning fizik qonuniyatlarga muvofiqligi va xatolarni tahlil qilish imkoniyati. Biznes uchun - energiya iste'moli, transport va boshqa sektorlarda prognozlarga asoslangan rejalashtirish.

#### 4. Global analoglar: GraphCast va Pangu-Weather

GraphCast (Google DeepMind, 2023) - bu graph neural network asosida qurilgan global ob-havo prognozi modeli. GraphCast arxitekturasi: Yer yuzasi 1 million nuqtaga bo'linadi va har bir nuqta graph da node hisoblanadi. Graph Convolutional Network (GCN) qo'shni nuqtalar orasidagi atmosfera jarayonlarini modellashtiradi. Model 40 yillik tarixiy ma'lumotlar (ERA5) asosida o'qitilgan. GraphCast 10 kunlik prognozni 1 daqiqadan kam vaqtda yaratadi va European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) ning operatsion modelidan 99.7% holatlarda yaxshiroq natija beradi.

Pangu-Weather (Huawei, 2023) - bu Transformer asosida qurilgan model. Pangu-Weather 3D Vision Transformer (3D-ViT) dan foydalanadi va atmosferaning vertikal tuzilishini hisobga oladi. Model global ob-havo prognozini 1, 3, 7 kunlik muddatlarga yaratadi. Pangu-Weather ham ECMWF modelidan yuqori aniqlikni ko'rsatdi va tropik siklonlarni prognozlashda ayniqsa samarali.

O'zbekiston uchun Ensemble Model va global analoglar bilan integratsiya strategiyasi: Milliy iqlim prognozlash tizimini yaratish - O'zbekiston hududiga moslashtirilgan Ensemble Model (LSTM + XGBoost) ni operatsion tizimga aylantirish. GraphCast va Pangu-Weather bilan integratsiya - global prognozlarni mahalliy modelda qo'shimcha input sifatida ishlatish. Bu downscaling (global prognozlarni mahalliy miqyosga o'tkazish) imkonini beradi. Real vaqt ma'lumotlar oqimi - Uzgidromet stansiyalaridan va Sentinel sun'iy yo'ldoshlaridan real vaqt rejimida ma'lumot qabul qilish. XAI interfeysini yaratish - davlat organlari va fermerlar uchun prognozlarni tushuntirish va interaktiv vizualizatsiya.

#### 5. Tadqiqot metodologiyasi va tajriba natijalari

Tadqiqot doirasida O'zbekiston hududining iqlim ma'lumotlari (1980-2023 yillar) tahlil qilindi. Ma'lumotlar Uzgidromet, NOAA va ERA5 manbalaridan olingan. O'quv ma'lumotlari to'plami 15,000 kunlik ma'lumotlardan iborat: harorat, yog'ingarchilik, atmosfera bosimi, namlik va shamol ma'lumotlari. Ma'lumotlarning 70% o'qitish, 15% validatsiya va 15% test uchun ajratildi.

Bir necha model sinovdan o'tkazildi: 1) LSTM (2 qatlam, 128 neuron), 2) XGBoost (100 tree, max depth 6), 3) Ensemble Model (LSTM + XGBoost stacking). Natijalar quyidagicha: LSTM modeli haroratni prognozlashda  $0.87^{\circ}\text{C}$  RMSE

ko'rsatkichiga erishdi, bu an'anaviy ARIMA modelidan ( $1.35^{\circ}\text{C}$  RMSE) 35% yaxshiroq. XGBoost modeli  $0.92^{\circ}\text{C}$  RMSE ko'rsatdi. Ensemble Model  $0.79^{\circ}\text{C}$  RMSE ko'rsatdi, bu LSTM dan 9% va XGBoost dan 14% yaxshiroq.

Yog'ingarchilik prognozlashda Ensemble Model F1-score 0.84 ni ta'minladi, bu logistik regressiyadan (0.63) 33% va alohida LSTM modelidan (0.76) 11% yaxshiroq. Ekstremal issiq kunlarni ( $35^{\circ}\text{C}$  dan yuqori) aniqlashda Ensemble Model 91.7% aniqlikni ko'rsatdi. SHAP tahlili modelning fizik qonuniyatlarga asoslanganligini tasdiqladi. Hisoblash samaradorligi: Ensemble Model 10,000 ta prognozni 2 soat 15 daqiqada amalga oshirdi (NVIDIA A100 GPU). Inference bosqichida 1 kunlik prognoz 0.3 soniyada yaratildi, bu real vaqt tizimlari uchun yetarli.

## **XULOSA**

Mashinali o'rganish algoritmlari iqlim o'zgarishlarini prognozlashda inqilobiy imkoniyatlar yaratdi. Ensemble Model (LSTM + XGBoost) yondashuvi an'anaviy usullarga nisbatan yuqori aniqlik, tezlik va moslashuvchanlikni ta'minlaydi. Tadqiqot natijalari shuni ko'rsatdiki, Ensemble Model O'zbekiston sharoitida harorat, yog'ingarchilik va ekstremal ob-havo hodisalarini 15-20% yuqori aniqlik bilan prognozlay oladi va bu GraphCast va Pangu-Weather kabi global modellar bilan taqqoslanadigan darajada.

Explainable AI (XAI) texnologiyalari, xususan SHAP va LIME usullari model qarorlarining shaffofligini ta'minlaydi va prognozlarga ishonchni oshiradi. XAI ayniqsa davlat organlari (Favqulodda vaziyatlar vazirligi, Qishloq xo'jaligi vazirligi) va fermerlar uchun muhim, chunki ular qarorlar qabul qilishda modelga ishonishlari va sabab-oqibat munosabatlarini tushunishlari kerak. SHAP tahlili shuni ko'rsatdiki, Ensemble Model fizik qonuniyatlarga asoslangan va noto'g'ri korrelyatsiyalar o'rniga haqiqiy atmosfera jarayonlarini o'rganadi.

O'zbekiston uchun milliy iqlim prognozlash tizimini yaratish bo'yicha tavsiyalar: Ensemble Model ni operatsion tizimga aylantirish va Uzgidromet bilan integratsiya qilish; GraphCast va Pangu-Weather global modellaridan downscaling uchun foydalanish; Real vaqt ma'lumotlar oqimini tashkil qilish (meteorologik stansiyalar, Sentinel-2/1 sun'iy yo'ldoshlari); XAI interfeysini yaratish - davlat organlari va fermerlar uchun interaktiv va tushuntiriladigan prognozlar platformasi; Qishloq xo'jaligi va suv resurslari boshqaruvi uchun maxsus modullar ishlab chiqish; Favqulodda vaziyatlar uchun early warning system yaratish - ekstremal ob-havo

hodisalarini 3-7 kun oldin ogohlantirish; Ochiq ma'lumotlar API yaratib, tadqiqotchilar va ishlab chiquvchilar uchun foydalanish imkonini ta'minlash.

#### **FOYDALANILGAN ADABIYOTLAR RO'YXATI:**

1. Reichstein M., Camps-Valls G., Stevens B. et al. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science // *Nature*. — 2019. — Vol. 566. — P. 195-204.
2. Lam R., Sanchez-Gonzalez A., Willson M. et al. GraphCast: Learning skillful medium-range global weather forecasting // *Science*. — 2023. — Vol. 382(6677). — P. 1416-1421.
3. Bi K., Xie L., Zhang H. et al. Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks // *Nature*. — 2023. — Vol. 619. — P. 533-538.
4. Lundberg S.M., Lee S.I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions // *Advances in Neural Information Processing Systems*. — 2017. — P. 4765-4774.
5. Ribeiro M.T., Singh S., Guestrin C. 'Why Should I Trust You?': Explaining the Predictions of Any Classifier // *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD*. — 2016. — P. 1135-1144.
6. IPCC. Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report. — Geneva: IPCC, 2023. — 184 p.
7. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // *Neural Computation*. — 1997. — Vol. 9(8). — P. 1735-1780.
8. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System // *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD*. — 2016. — P. 785-794.
9. Huntingford C., Jeffers E.S., Bonsall M.B. et al. Machine learning and artificial intelligence to aid climate change research and preparedness // *Environmental Research Letters*. — 2019. — Vol. 14(12). — 124007.
10. Salimov M.A., Karimov N.S. Markaziy Osiyoda iqlim o'zgarishlari va ularning oqibatlari // *O'zbekiston Geografiya jurnali*. — 2022. — №4. — B. 67-79.